

DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA Y GESTIÓN DE LAS
EXPLOTACIONES E INDUSTRIAS FORESTALES

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR
DE INGENIEROS DE MONTES

**INFLUENCIA DE LA ESCALA EN LA
CONFIGURACIÓN DEL PAISAJE: ESTUDIO
MEDIANTE UN NUEVO MÉTODO DE
SIMULACIÓN ESPACIAL, IMÁGENES DE
SATÉLITE Y CARTOGRAFÍAS TEMÁTICAS**

Autor

Santiago Saura Martínez de Toda

Ingeniero de Montes

Director

Javier Martínez Millán

Doctor Ingeniero de Montes

2001

Tribunal nombrado por el Mgfco. y Excmo. Sr. Rector de la Universidad
Politécnica de Madrid, el día..... de..... de

Presidente D.
Vocal D.
Vocal D.
Vocal D.
Secretario D.

Realizado el acto de defensa y lectura de la Tesis el día..... de
..... de
en
Calificación:

EL PRESIDENTE

LOS VOCALES

EL SECRETARIO

*A mis padres,
por su continuo
apoyo en
el desarrollo
de esta tesis*

ÍNDICE

RESUMEN	i
SUMMARY.....	ii
AGRADECIMIENTOS	iii
LISTA DE ABREVIATURAS Y SÍMBOLOS.....	iv

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN.....1

1.1. La configuración espacial del paisaje: concepto e implicaciones	1
1.2. La escala: concepto y componentes	3

CAPÍTULO 2. ÍNDICES DE CONFIGURACIÓN ESPACIAL DEL PAISAJE6

2.1. Introducción	6
2.2. Consideraciones acerca del cálculo de los índices espaciales	7
2.3. Descripción de los índices del paisaje.....	9
2.3.1. Número de teselas y densidad de teselas	9
2.3.2. Tamaño medio de tesela.....	10
2.3.3. Longitud de bordes y densidad de bordes	10
2.3.4. Longitud de bordes interiores y densidad de bordes interiores	11
2.3.5. Tamaño máximo de tesela	12
2.3.6. Índice de división	12
2.3.7. Índice de cohesión	14
2.3.8. Índice de forma medio e índice de forma ponderado.....	14
2.3.9. Dimensión fractal	16
2.4. Comparación de la sensibilidad de los índices a la escala	16

CAPÍTULO 3. SIMULACIÓN DE PATRONES DEL PAISAJE: EL MÉTODO DE CONGLOMERADOS ALEATORIOS MODIFICADOS18

3.1. Introducción.....	18
3.2. Breve revisión de los métodos de simulación del paisaje.....	19
3.2.1. Modelos neutrales del paisaje.....	19
3.2.2. Modelos explicativos del paisaje	21
3.3.3. Métodos geoestadísticos	21

3.3. Descripción del método de conglomerados aleatorios modificados.....	22
3.4. Consideraciones acerca del realismo y características del método CAM	31
3.5. Interés de las simulaciones CAM en el contexto de esta tesis.....	35

CAPÍTULO 4. EFECTO DE LA EXTENSIÓN ESPACIAL EN LOS ÍNDICES DEL PAISAJE.....37

4.1. Introducción.....	37
4.2. Materiales y métodos	37
4.2.1. Datos espaciales generados mediante simulaciones CAM	38
4.2.2. Datos espaciales derivados de la cartografía CORINE.....	40
4.3. Resultados y discusión	44
4.3.1. Densidad de teselas y tamaño medio de tesela	51
4.3.2. Densidad de bordes y densidad de bordes interiores	52
4.3.3. Tamaño máximo de tesela	52
4.3.4. Índice de división	53
4.3.5. Índice de cohesión	54
4.3.6. Índice de forma medio.....	55
4.3.7. Índice de forma ponderado	56
4.3.8. Dimensión fractal	57

CAPÍTULO 5. EFECTO DE LA UNIDAD MÍNIMA CARTOGRAFIADA EN LOS ÍNDICES DEL PAISAJE.....58

5.1. Introducción.....	58
5.2. Materiales y métodos	58
5.2.1. Algoritmo de variación de la unidad mínima cartografiada.....	59
5.2.2. Datos espaciales generados mediante simulaciones CAM	60
5.2.3. Datos espaciales obtenidos a partir de imágenes Landsat-TM.....	61
5.3. Resultados y discusión	66
5.3.1. Efecto de la unidad mínima cartografiada en la composición del paisaje ..	66
5.3.2. Efecto de la unidad mínima cartografiada en la configuración del paisaje .	71
5.3.2.1. Número de teselas y tamaño medio de tesela	81
5.3.2.2. Longitud de bordes y longitud de bordes interiores	85
5.3.2.3. Tamaño máximo de tesela	89
5.3.2.4. Índice de división	89
5.3.2.5. Índice de cohesión	90
5.3.2.6. Índice de forma medio e índice de forma ponderado	90
5.3.2.7. Dimensión fractal	92

CAPÍTULO 6. EFECTO DE LA RESOLUCIÓN ESPACIAL EN LOS ÍNDICES DEL PAISAJE.....93

6.1. Introducción.....	93
6.2. Materiales y métodos	94
6.2.1. Obtención de datos espaciales con distinto tamaño del píxel	94
6.2.2. Reglas de escalamiento de datos categóricos: los filtros modales.....	95
6.2.3. Datos espaciales considerados.....	99
6.2.3.1. Simulaciones CAM	99
6.2.3.2. Datos Landsat-TM	100
6.2.3.3. Datos coetáneos IRS-WiFS y Landsat-TM	105
6.3. Resultados y discusión	109
6.3.1. Efecto de la resolución espacial en la composición del paisaje	109
6.3.2. Efecto de la resolución espacial en la configuración del paisaje.....	115
6.3.2.1. Número de teselas y tamaño medio de tesela	129
6.3.2.2. Longitud de bordes y longitud de bordes interiores	133
6.3.2.3. Tamaño máximo de tesela	137
6.3.2.4. Índice de división	138
6.3.2.5. Índice de cohesión	138
6.3.2.6. Índice de forma medio.....	141
6.3.2.7. Índice de forma ponderado	142
6.3.2.8. Dimensión fractal	142

CAPÍTULO 7. CONCLUSIONES 144

Conclusiones.....	144
Conclusions.....	147

CAPÍTULO 8. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 150

ANEXO A. EL PROGRAMA INFORMÁTICO SIMMAP 161

ANEXO B. ALGUNAS CONSIDERACIONES SOBRE LOS MÉTODOS DE ESCALAMIENTO DE LOS DATOS ESPACIALES CATEGÓRICOS 184

RESUMEN

La creciente preocupación por la evaluación y seguimiento del estado y función de los ecosistemas y paisajes ha dado lugar en los últimos años a un gran desarrollo de los índices de configuración espacial. Éstos son útiles como indicadores ecológicos, al sintetizar y cuantificar aspectos fundamentales de los patrones del paisaje, tales como los relacionados con la fragmentación y la complejidad de las formas de las teselas.

Por otro lado, la gran variedad de fuentes de información espacial disponibles actualmente hace que sea cada vez más necesario y frecuente manejar y comparar datos espaciales correspondientes a distintas escalas.

Es conocido que la escala influye notablemente en los valores de estos índices espaciales, pero el actual "estado del arte" imposibilita en general realizar comparaciones entre distintas fuentes de información, lo que limita la potencial utilidad de este tipo de análisis de los patrones del paisaje.

Para avanzar en el esclarecimiento de estas cuestiones, en esta tesis se realiza un estudio de la influencia de la escala en los índices de configuración del paisaje más detallado y sistemático que en investigaciones anteriores, considerando los tres componentes que definen la escala de los datos cartográficos: la extensión espacial, la unidad mínima cartografiada y la resolución espacial.

Para ello se analizan tanto simulaciones espaciales proporcionadas por el nuevo método de conglomerados aleatorios modificados (CAM) como datos categóricos reales derivados de la cartografía CORINE y de imágenes de satélite coetáneas Landsat-TM e IRS-WIFS. El método CAM, que se presenta y describe en esta tesis, permite generar una amplia variedad de simulaciones espaciales en las que se pueden controlar detalladamente los distintos factores que conforman los patrones del paisaje. Por otro lado, los datos reales permiten contrastar y, en su caso, validar las conclusiones obtenidas mediante simulación, proporcionando mayor solidez al análisis realizado.

Los resultados y conclusiones originales obtenidos en esta tesis hacen posible conocer el efecto de la escala en la estimación de la fragmentación e irregularidad de las formas de los paisajes. Además, permiten seleccionar aquellos índices más adecuados para la comparación de la configuración de datos espaciales con diferente extensión, resolución o unidad mínima cartografiada.

SUMMARY

Spatial configuration indices are increasingly being used for the evaluation and monitoring of landscapes. They provide useful information about the condition and function of ecosystems, and synthesize key aspects of the arrangement of land cover such as fragmentation and patches shapes complexity.

On the other hand, a wide variety of spatial information sources is currently available, making possible and necessary the integration and comparison of spatial data corresponding to different scales.

It is well known that scale greatly influences the values of the spatial configuration indices, but the current "state of the art" does not allow for comparison among different sources of spatial information, thus limiting the potential usefulness of this kind of analysis of landscape patterns.

To tackle this problem, in this thesis we analyze the effect of scale on landscape configuration indices with more detail than in previous studies on this subject, considering the three components of scale that are relevant in this context: spatial extent, minimum mapping unit and spatial resolution.

For these purposes, we analyze both spatial simulations, provided by the new modified random clusters (MRC) method, and categorical data derived from CORINE land cover map and from coetaneous Landsat-TM and IRS-WiFS satellite images. The MRC method, presented and described in this thesis, generates a wide variety of patterns in which spatial characteristics can be independently and systematically varied. On the other hand, we use the real spatial data for collating and validating the conclusions obtained through simulation, thus providing more robustness to the analysis.

The novel results and conclusions obtained in this thesis significantly contribute to the clarification of the effect of scale in estimated landscape fragmentation and shapes complexity. They also allow selecting the most suitable indices for comparing landscape data with different spatial extent, resolution or minimum mapping unit.

AGRADECIMIENTOS

Quisiera hacer constar en estas líneas mi agradecimiento a todas las personas e instituciones que han colaborado y hecho posible la realización de esta tesis doctoral.

A Javier Martínez Millán, mi director de tesis, por haber apoyado desde el primer momento aquellas ideas que surgieron, de manera en cierto modo casual, durante el último año de mis estudios de Ingeniería de Montes, y que a la postre han sido desarrolladas y plasmadas en la presente tesis doctoral, así como por su confianza y dirección durante estos años. Y a las demás personas que dentro de la E.T.S.I. Montes me han ayudado en este tiempo.

Al Ministerio de Educación y Cultura por la concesión de la beca de Formación de Profesorado Universitario que me permitió desarrollar una gran parte de esta tesis, así como por la financiación de las estancias en el extranjero realizadas durante la misma.

A Jesús San Miguel Ayanz, director de mis dos estancias en el Space Applications Institute en los años 1999 y 2000, y al resto de las personas del centro que me ayudaron. Estas estancias me permitieron conocer y aplicar las técnicas relacionadas con la teledetección y el tratamiento de las imágenes de satélite, así como obtener la cartografía CORINE y las imágenes Landsat-TM e IRS-WiFS utilizadas en esta tesis, cedidas todas ellas por el Space Applications Institute.

A Javier Sánchez-Reyes y todo el personal de la E.T.S.I. Industriales de la Universidad de Castilla-La Mancha, que me han facilitado y apoyado en la culminación de la tesis durante este último año, y a la financiación del proyecto de la CICYT 2000-0676.

A la Asociación y Colegio de Ingenieros de Montes y a la Universidad de Jaén por premiar mi proyecto fin de carrera, embrión del método de simulación que forma parte de esta tesis doctoral. Al Consejo Superior de Investigaciones Científicas, por la concesión de la beca de introducción a la investigación, y al director de la misma, Víctor Castillo Sánchez. Todo ellos contribuyeron, en el momento de finalización de mis estudios universitarios, a animar y apuntalar mi decisión de dedicarme a la investigación y desarrollo de esta tesis doctoral.

Y a todas las personas queridas que me han apoyado y acompañado durante estos años.

LISTA DE ABREVIATURAS Y SÍMBOLOS

a. Área de la tesela (apartado 2.3).

A_C. Porcentaje del área total de la imagen ocupada por la clase considerada (apartado 2.3).

A_T. Extensión total de los datos espaciales (apartado 2.3).

b. exponente de Korčak (apartados 5.3.2.1. y 6.3.2.1).

CAM. Conglomerados aleatorios modificados, acrónimo del nuevo método de simulación utilizado en esta tesis (capítulo 3).

CORINE. Acrónimo de la cartografía de usos del suelo a escala europea desarrollada dentro del programa "Coordination of Information on the Environment" (apartado 4.2.2).

D. Dimensión fractal que caracteriza la distribución autosemejante de los tamaños de los objetos (apartado 6.3.2.1).

DB. Densidad de bordes (apartado 2.3.3).

DBI. Densidad de bordes interiores (apartado 2.3.4).

DE. Desviación típica o estándar.

DF. Dimensión fractal de la relación perímetro-área de las teselas (apartado 2.3.9).

DS. Tasa de éxito en la dispersión de las poblaciones animales por el paisaje (apartado 2.3.7).

DT. Densidad de teselas (apartado 2.3.1).

E. Pendiente de la recta que relaciona el logaritmo de los índices NT o LB con el logaritmo del tamaño del píxel o la unidad mínima cartografiada. O lo que es lo mismo, exponente de la ley potencial entre esas magnitudes (apartados 5.3.2.1, 5.3.2.2, 6.3.2.1 y 6.3.2.2).

EMS. "Effective Mesh Size", índice espacial derivado del índice de división (apartado 2.3.6).

F. Factor de escalamiento (apartado 6.2.2).

I. Valor del índice espacial considerado (apartado 2.4).

IC. Índice de cohesión (apartado 2.3.7).

ID. Índice de división (apartado 2.3.6).

IF. Índice de forma (apartado 2.3.8).

IFM. Índice de forma medio (apartado 2.3.8).

IFOV. "Instantaneous Field Of View", campo instantáneo de visión del sensor remoto (anexo B).

IFP. Índice de forma ponderado por el tamaño de la tesela (apartado 2.3.8)

IRC. Infrarrojo cercano, región del espectro electromagnético.

IRS-WiFS. Acrónimo del sensor "Wide Field Sensor" (WiFS), a bordo del satélite indio IRS (apartado 6.2.3.3).

L . Dimensión lineal (en píxeles) de los datos espaciales matriciales. L^2 es el número total de píxeles de los datos espaciales.

Landsat-TM. Sensor "Thematic Mapper", a bordo del satellite americano Landsat (apartados 5.2.3 y 6.2.3.2).

LB. Longitud de bordes (apartado 2.3.3).

LBI. Longitud de bordes interiores (apartado 2.3.4).

n . Número de clases (tipos, categorías) presentes en los datos espaciales.

NDVI. Índice de vegetación de diferencia normalizada: iniciales de la denominación inglesa "Normalised Difference Vegetation Index" (apartados 5.2.3. y 6.2.3.2).

NOAA-AVHRR. Sensor "Advanced Very High Resolution Radiometer", a bordo del satélite americano NOAA.

NT. Número de teselas (apartado 2.3.1).

p . Probabilidad inicial, parámetro de simulación que en el método CAM controla la fragmentación de los patrones resultantes (apartado 3.3).

p_c . Umbral de precolación (apartado 3.3).

θ . Perímetro de la tesela (apartado 2.3).

R. Rojo, región del espectro electromagnético.

R^2 . Coeficiente de determinación (cuadrado del coeficiente de correlación) de la regresión.

RGB. Modelo de color descrito por sus componentes en rojo ("Red") verde ("Green") y azul ("Blue").

R_v . Rango de variación del índice espacial (apartado 2.4).

S . Sensibilidad de un índice frente a cambios en uno de los componentes de la escala (apartado 2.4).

SI. "Splitting Index", índice derivado del índice de división (apartado 2.3.6).

S_{MD} . Sensibilidad media de un índice frente a cambios en uno de los componentes de la escala en el conjunto de los datos espaciales (apartados 4.3, 5.3.2 y 6.3.2).

TM. Sensor "Thematic Mapper", a bordo del satellite americano Landsat (apartados 5.2.3 y 6.2.3.2).

TMP. Tamaño medio ponderado por el tamaño de la tesela (apartado 2.3.6).

TMT. Tamaño medio de tesela (apartado 2.3.2).

TMX. Tamaño máximo de tesela (apartado 2.3.5).

UMC. Unidad mínima cartografiada (capítulo 5).

WiFS. Acrónimo del sensor "Wide Field Sensor" (WiFS), a bordo del satélite indio IRS (apartado 6.2.3.3).

1. INTRODUCCIÓN

1. INTRODUCCIÓN

1.1 La configuración espacial del paisaje: concepto e implicaciones

El paisaje es un concepto complejo que presenta multitud de acepciones dependiendo del contexto en el que se maneje (Forman y Godron 1986, MOPT 1993). Tradicionalmente, el término paisaje hace referencia a una porción relativamente extensa del territorio. Sin embargo, en distintos ámbitos se hace énfasis en muy diferentes propiedades o aspectos de los paisajes, ya sean visuales, culturales, ecológicas, etc.

En concreto, en el ámbito de la ecología del paisaje se entiende por paisaje una porción heterogénea del territorio compuesta por un mosaico de ecosistemas que interaccionan entre ellos (Forman y Godron 1986). El mosaico del paisaje está compuesto por una serie de unidades básicas, denominadas teselas. Cada una de las teselas presenta bordes habitualmente bien definidos y características más o menos homogéneas y sustancialmente distintas al de otras teselas adyacentes. Por tanto, el paisaje se puede definir en síntesis como un mosaico de teselas y sus interacciones (Wiens *et al.* 1997). O, según Hulshoff (1995), como una mezcla de teselas de origen natural y antrópico que varían en tamaño, forma y disposición y son el resultado de complejas interacciones de fuerzas físicas, biológicas y sociales.

Las características espaciales del paisaje quedan definidas mediante dos aspectos: la composición y la configuración espacial (Li y Reynolds 1994, O'Neill *et al.* 1996, Gustafson 1998). La composición hace referencia al número de clases y a la abundancia de las mismas (porcentaje del área total ocupada por cada una de ellas). La configuración se refiere a la disposición espacial de las teselas, considerando conceptos tales como fragmentación, conectividad, complejidad de formas, etc. Paisajes con una misma composición pueden presentar configuraciones espaciales muy distintas, como se muestra en el ejemplo de la figura 1.1.

Tradicionalmente en los estudios del territorio sólo se ha prestado atención a la composición espacial; es decir, qué tipos de vegetación están presentes en el territorio y qué superficie ocupan. Obviamente es innegable la importancia de este aspecto, que debe considerarse en cualquier estudio. Sin embargo, en los últimos años se viene prestando cada vez más atención a otros aspectos tales como la fragmentación o conectividad del paisaje, la complejidad de las formas de las teselas, la cantidad de bordes, etc. (Forman y Godron 1986, O'Neill *et al.* 1988a, Turner 1990, LaGro 1991, Olsen *et al.* 1993, Dillworth *et al.* 1994, Forman 1995, Frohn *et al.* 1996, Haines-Young y Chopping 1996, Schumaker 1996, Traub 1997, Sachs *et al.* 1998, Chuvieco 1999, Schuft *et al.* 1999, Jaeger 2000, Griffiths *et al.* 2000). Es en el análisis de estos

aspectos, englobados dentro de la configuración espacial del paisaje, en los que se centra la presente tesis doctoral.

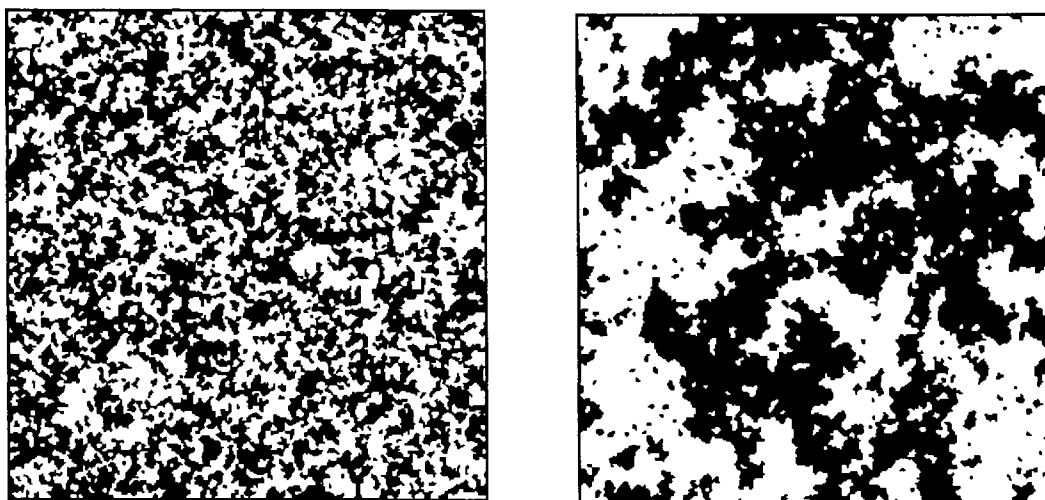


Figura 1.1. Dos patrones espaciales con la misma composición (dos clases que ocupan cada una de ellas el 50% del área total) pero distinta configuración espacial (mayor grado de fragmentación en el patrón de la izquierda).

Son prácticamente innumerables los estudios en los que se ha puesto de manifiesto la influencia de la configuración del paisaje en diversos procesos ecológicos, tales como la diversidad biológica, la abundancia y facilidad de dispersión de las poblaciones animales, el flujo horizontal de nutrientes y sedimentos y de perturbaciones como incendios o plagas, etc. (Fahrig y Merriam 1985, Wilcox y Murphy 1985, Forman y Godron 1986, VanDorp y Opdam 1987, Andrén 1994, Turner y Romme 1994, Forman 1995, Kareiva y Wennergren 1995, Schumaker 1996, Wiens *et al.* 1997, Palmer *et al.* 2000, Jones *et al.* 2001). Precisamente la ecología del paisaje es la ciencia que pretende analizar estas relaciones entre los patrones del paisaje y los procesos ecológicos (O'Neill *et al.* 1988b)

Otros muchos fenómenos, no necesariamente ecológicos, se ven influidos por la configuración del paisaje. Por ejemplo, la fragmentación de los patrones produce una disminución en la fiabilidad de las clasificaciones obtenidas a partir de imágenes de satélite (Campbell 1981, Cross *et al.* 1991, Hlavka y Livingston 1997, Jeanjean y Achard 1997, Saura y San-Miguel-Ayanz 2001), y la complejidad de formas incrementa los errores de las técnicas de muestreo espacial (Zöhrer 1978, Harrison y Dunn 1993).

La condición necesaria para poder caracterizar y analizar de un modo riguroso y científico la configuración del paisaje es poder contar con una serie de índices espaciales que permitan cuantificar los distintos aspectos implicados en la misma. Por este motivo, en los últimos años se han desarrollado multitud de índices de configuración del paisaje, a los que se hace referencia más detallada en el capítulo 2.

Precisamente, el objetivo de esta tesis consiste en analizar cómo se ven afectados los valores de estos índices (que definen y caracterizan la configuración de los paisajes) por cambios en la escala de la información espacial considerada.

En este contexto, las cartografías temáticas o categóricas constituyen la información básica que caracteriza el paisaje, obteniéndose generalmente las mismas a partir de técnicas de teledetección (Forman y Godron 1986, Forman 1995). En definitiva, en esta tesis entenderemos por paisaje la distribución en el territorio de las teselas que conforman los distintos tipos de vegetación, cubierta y usos del suelo, tal y como queda reflejada en un mapa temático (información espacial categórica).

1.2 La escala: concepto y componentes

La escala es una de las características fundamentales que describe a los datos geográficos (Lam y Quattrochi 1992, Cao y Lam 1997). El término escala tiene multitud de acepciones y se utiliza en disciplinas y contextos muy diversos, pudiendo variar en cada uno de ellos el significado del término, lo cual hace en ocasiones ambigua su interpretación (Goodchild y Quattrochi 1997, Wu y Qi 2000).

En el ámbito de la cartografía se ha definido tradicionalmente la escala de un mapa como la relación entre la distancia medida en el mismo y la realmente correspondiente en el terreno. Esta ha sido durante mucho tiempo una manera conveniente y sencilla de sintetizar las propiedades cartográficas y temáticas de los datos representados por el mapa, especialmente la precisión de las coordenadas derivadas del mismo (Aspinall 1995). Sin embargo, actualmente esta definición ha pasado a quedar obsoleta, ya que la información espacial se almacena hoy en día en bases de datos digitales integradas en Sistemas de Información Geográfica (SIG). En ellas carece de sentido caracterizar la precisión de los datos espaciales a partir de una relación entre la distancia medida en un mapa y la realmente correspondiente en el terreno, dado que las cartografías digitales se pueden visualizar con cualquier grado de ampliación y detalle en las pantallas de los ordenadores, independientemente de la precisión geométrica real de los mismos (Aspinall 1995, Goodchild y Quattrochi 1997).

En el contexto de esta tesis, y considerando la información de tipo digital que se maneja en la misma, definimos la escala, de modo general, como aquella característica de los datos espaciales que determina la cantidad y nivel de detalle de la información que éstos contienen (Goodchild y Quattrochi 1997). De acuerdo con esta definición, la escala viene determinada tanto por la extensión espacial (superficie total) de los datos como por el nivel de detalle de los mismos, y así es como se considera mayoritariamente en el ámbito de la ecología del paisaje (e.g. Turner *et al.* 1989b, O'Neill *et al.* 1996).

Entenderemos por nivel de detalle aquella característica de los datos espaciales que determina el tamaño del objeto más pequeño discernible en los mismos. En el caso de imágenes de satélite clasificadas mediante procedimientos matemáticos implementados en computadoras, éste viene definido por la resolución espacial (tamaño del píxel) de los datos captados por el sensor remoto. Sin embargo, cuando la información cartográfica se obtiene mediante un proceso de interpretación de imágenes (habitualmente fotografías aéreas) realizado por analistas humanos, el tamaño de las teselas delimitadas es mucho mayor que el propio tamaño del píxel de las imágenes, y en estos casos es la unidad mínima cartografiada la que determina el tamaño de los objetos (teselas) más pequeñas a discriminar en la cartografía (Lillesand y Kiefer 1994, Goodchild y Quattrochi 1997, Saura 2002). La selección de una determinada unidad mínima cartografiada permite reducir la complejidad visual y espacial de la información contenida en el mapa, especialmente cuando la información correspondiente a las teselas más pequeñas tiene un escaso o nulo interés para los objetivos para los que se desarrolla la cartografía (Davis y Peet 1977, MOPT 1993). Por estos motivos, incluso cuando se obtiene un mapa mediante clasificadores digitales, frecuentemente se aplican técnicas de tratamiento de imágenes posteriores a la clasificación que eliminan las teselas de menor tamaño (Davis y Peet 1977, Imbernon y Branthomme 2001). Generalmente estas técnicas consisten en filtros de mayoría aplicados individualmente a cada píxel, o aproximaciones similares basadas en valores umbrales, funciones de proximidad, o criterios de conectividad entre los píxeles; todas ellas reducen el ruido existente en las imágenes de satélite y tienden a incrementar la fiabilidad de las clasificaciones obtenidas a partir de las mismas (Thomas 1980, Townsend 1986, Booth y Oldfield 1989, Wilson 1992, Huang y Mausel 1993, Wang y Kim 1996, Homer *et al.* 1997).

En definitiva, son los tres aspectos siguientes los que determinan la escala de los datos espaciales de los que se nutren los estudios del paisaje:

- Extensión espacial.
- Unidad mínima cartografiada.
- Resolución espacial (tamaño del píxel).

Obviamente, estos tres componentes no son completamente independientes, sino que presentan interrelaciones (Lam y Quattrochi 1992, Cao y Lam 1997): por ejemplo, las imágenes de satélite con tamaños del píxel pequeño (alta resolución espacial) se utilizan generalmente para el estudio de áreas de pequeña extensión, debido a los costes de adquisición, procesamiento y almacenamiento de los datos espaciales. Y, por el contrario, las cartografías que se desarrollan en ámbitos globales o regionales suelen presentar un gran tamaño del píxel o de la unidad mínima cartografiada.

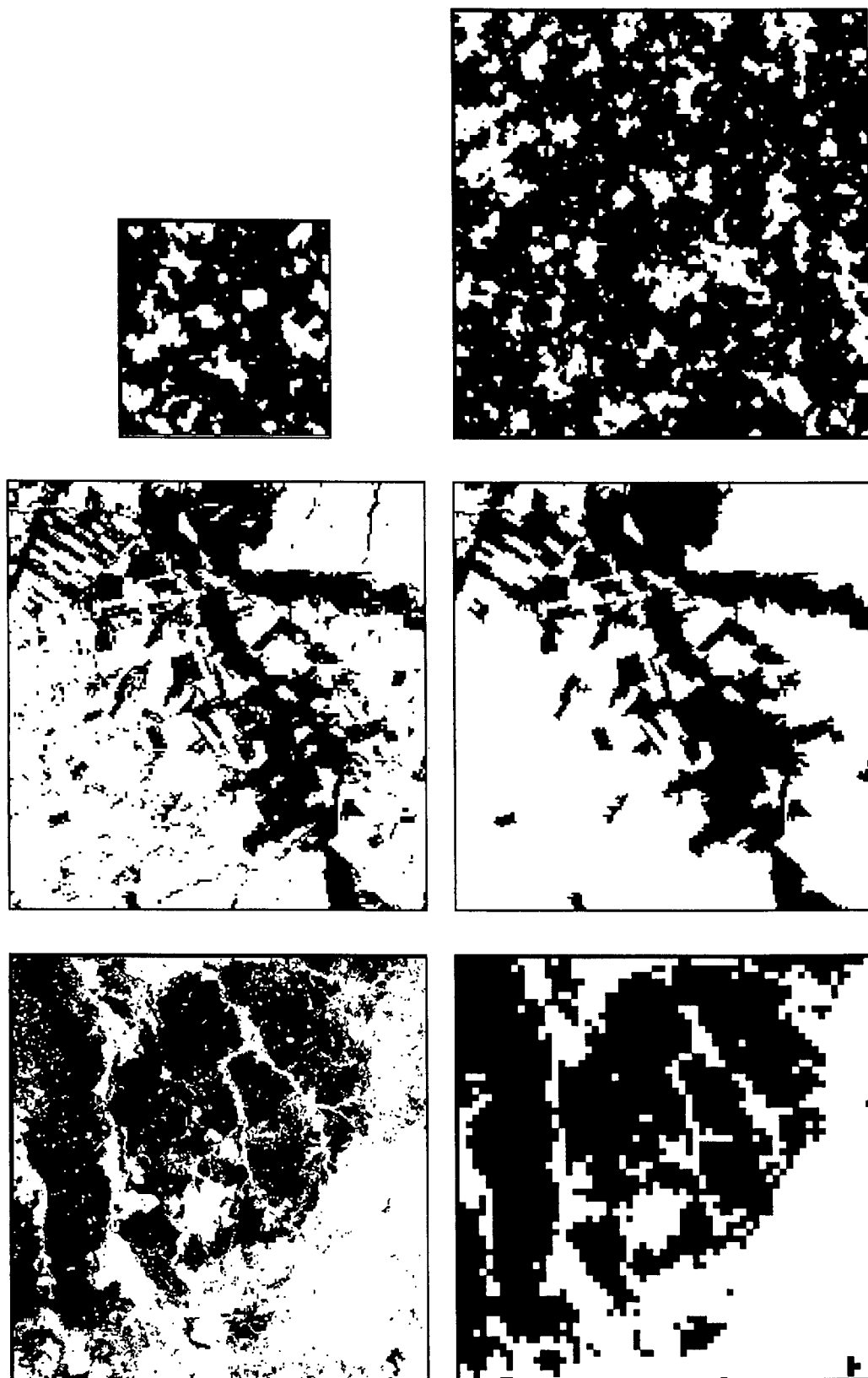


Figura 1.2. Pares de datos espaciales categóricos que difieren sólo en uno de los tres componentes que definen la escala de los mismos: extensión espacial (arriba), unidad mínima cartografiada (centro), y resolución espacial (tamaño del píxel, abajo).

2. ÍNDICES DE CONFIGURACIÓN ESPACIAL DEL PAISAJE

2. ÍNDICES DE CONFIGURACIÓN ESPACIAL DEL PAISAJE

2.1. Introducción

El desarrollo y medición de índices espaciales para la caracterización de los patrones espaciales ha centrado los esfuerzos de muchos investigadores en los últimos años (e.g. O'Neill *et al.* 1988a, Turner 1990, LaGro 1991, Olsen *et al.* 1993, Dillworth *et al.* 1994, Frohn *et al.* 1996, Haines-Young y Chopping 1996, Schumaker 1996, Traub 1997, Sachs *et al.* 1998, Chuvieco 1999, Schuft *et al.* 1999, Jaeger 2000, Griffiths *et al.* 2000, Luque 2000, Imbernon y Branthomme 2001). La configuración espacial del paisaje influye en multitud de procesos ecológicos como la biodiversidad o la abundancia y facilidad de dispersión de poblaciones animales (e.g. Wilcox y Murphy 1985, Andrén 1994, Forman 1995, Kareiva y Wennergren 1995), y en fenómenos como la fiabilidad de las clasificaciones de las imágenes de satélite (Campbell 1981, Cross *et al.* 1991, Hlavka y Livingston 1997, Jeanjean y Achard 1997) o los errores de las distintas técnicas de muestreo espacial (Zöhrer 1978, Harrison y Dunn 1993). Por todo ello, existe un creciente interés en analizar y sintetizar cuantitativamente las características más relevantes de los patrones espaciales. En el ámbito de la ecología del paisaje, esta cuantificación se realiza por medio de índices que resumen la gran cantidad de información existente en los patrones espaciales, extrayendo aquella que es útil para caracterizar y analizar los fenómenos estudiados.

Sin embargo, dada la complejidad y multiplicidad de aspectos implicados en la configuración del paisaje, ningún índice puede por sí solo sintetizar toda la información de interés relativa a la configuración de los patrones espaciales, por lo que frecuentemente se maneja un conjunto de índices para cuantificar las características de los mismos (Dale *et al.* 1995).

Actualmente hay disponible un gran número de índices espaciales (e.g. Haines-Young and Chopping 1996). En este estudio se han seleccionado para su análisis aquellos que están más extendidos en el ámbito de la ecología del paisaje o que, habiendo sido introducidos recientemente (Schumaker 1996, Jaeger 2000), presentan claras ventajas o mejoras sobre los ya existentes, lo que hace muy probable que se incorporen de manera habitual a este tipo de análisis en un futuro próximo. Por otro lado, la consideración de un número muy grande de índices no supone necesariamente una mejor cuantificación de los paisajes, ya que se ha demostrado que muchos de ellos están fuertemente correlacionados entre sí (Li y Reynolds 1994, Riitters *et al.* 1995, Hargis *et al.* 1998), proporcionando, por tanto, información redundante. Por otro lado, algunos índices se han definido (e incluso han pasado a usarse con cierta profusión) sin realmente dejar claro qué aspecto de los patrones espaciales pretenden cuantificar. En este sentido diversos autores han puesto de manifiesto que determinados índices están influidos simultáneamente por distintos aspectos de los

patrones espaciales, lo que hace confusa su interpretación y limita su utilidad. Tal es el caso del índice de contagio (O'Neill *et al.* 1988a), que se ve influido tanto por la fragmentación como por la diversidad del paisaje (Frohn 1998). En este sentido, otro de los criterios que se han utilizado para seleccionar los índices espaciales analizados en este estudio ha sido que los mismos tengan una interpretación sencilla e intuitiva, y que esté claramente definido qué aspecto de la configuración espacial pretenden cuantificar.

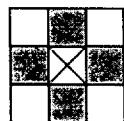
2.2. Consideraciones acerca del cálculo de los índices espaciales

Los índices del paisaje se calculan sobre datos espaciales categóricos, es decir, datos temáticos, ya clasificados. Ejemplos típicos son los mapas de vegetación, usos o cubierta del suelo. Los comentarios y descripciones que se realizan a continuación se realizan suponiendo que los datos espaciales se encuentran en formato matricial ("ráster"), que es el manejado en esta tesis, y el más habitual en este ámbito. Sin embargo, casi todos los conceptos son extensibles también a los casos en los que la información geográfica se encuentre en formato vectorial.

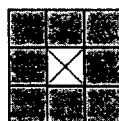
La mayoría de los índices del paisaje existentes se calculan a partir de la información correspondiente al área y perímetro de cada una de las teselas que conforman el patrón analizado. Por tanto, es especialmente importante definir con detalle cómo se calculan estas dos variables en los datos espaciales, para evitar ambigüedades y asegurar la adecuada comparabilidad entre resultados obtenidos por distintos autores o mediante distintos programas informáticos.

En primer lugar, es necesario fijar un criterio que determine cómo agrupar los datos que componen la información matricial ("raster") en unidades espaciales diferenciadas (teselas). El criterio adoptado en esta tesis para definir las teselas es el de vecindad-4, que considera que dos píxeles pertenecen a una misma tesela si, además de tener asignada la misma clase, comparten uno de sus lados (contactan horizontal o verticalmente). Por tanto, cada píxel tiene cuatro posibles vecinos y, de acuerdo con este criterio, no se consideran como tales los píxeles situados según las diagonales, como se muestra en la figura 2.1. Por el contrario, el criterio de vecindad-8 considera también como vecinos aquellos píxeles que comparten un vértice (situados diagonalmente, figura 2.1). No existe, en principio, ningún motivo definitivo que determine que haya que emplear uno u otro criterio, debiéndose en todo caso especificar cuál se utiliza en cada caso, dado que proporcionan resultados distintos que influyen en los valores finales de los índices espaciales (el criterio de vecindad-8, al considerar mayores relaciones de vecindad, proporciona teselas de mayor tamaño). En esta tesis se ha seleccionado el criterio de vecindad-4 por ser el más habitual en este ámbito (e.g. Gardner *et al.* 1987, Turner 1990, Gardner *et al.* 1991, Luque *et al.* 1994, With *et al.* 1997, Luque 2000), y porque todos los píxeles vecinos están situados a la misma distancia del píxel central (figura 2.1), mientras que en el caso de la vecindad-8

se consideran iguales a efectos de vecindad a grupos de píxeles que se sitúan a distancias distintas del píxel central (los 4 píxeles situados diagonalmente están a mayor distancia del píxel central que los otros cuatro).



Vecindad-4



Vecindad-8

Figura 2.1. Los dos criterios de vecindad que aplican habitualmente para definir las teselas en la información espacial matricial. En color gris se indican las posiciones consideradas vecinas respecto al píxel central (marcado con una X). El criterio adoptado en esta tesis es el de vecindad-4.

En lo referente al cálculo del perímetro de las teselas en los datos digitales, en esta tesis se considera como tal la longitud del contorno exterior de las mismas, y no se incluyen por tanto en el perímetro de una determinada tesela los bordes interiores definidos por otras más pequeñas dispuestas en el interior de la misma. Los bordes interiores se consideran separadamente en un índice específico (apartado 2.3.4). Este criterio es coherente con el concepto y definición de perímetro, y requiere algoritmos relativamente sofisticados que permitan diferenciar entre los bordes interiores y el perímetro de las teselas (Jähne 1997), que son los que se han implementado en los programas informáticos específicos desarrollados en C++ para el cálculo de los índices del paisaje en esta tesis. Sin embargo, hay que tener en cuenta que algunos programas informáticos utilizados por diversos autores (McGarigal y Marks 1995, Traub 1997, Hargis *et al.* 1998, Sachs *et al.* 1998, Griffiths *et al.* 2000) se basan en algoritmos más sencillos que no diferencian entre ambos conceptos (perímetros y bordes interiores), por lo que incluyen los bordes interiores en los perímetros calculados para las teselas, proporcionando valores más altos de los perímetros que los considerados en esta tesis.

Los índices de configuración se pueden calcular, en general, a dos niveles: a nivel de clase (sólo se consideran los píxeles o teselas pertenecientes a una determinada clase) o a nivel de paisaje (se consideran todas las teselas presentes en los datos espaciales, independientemente de la clase a la que pertenezcan). En esta tesis se calculan en todo momento (salvo en algunas figuras en las que se indica expresamente) los índices a nivel de clase, debido a varias razones. En primer lugar, porque los índices calculados a nivel de paisaje, más que estar influidos por las propias características espaciales de los paisajes, dependen del esquema de clasificación que se haya adoptado. Por el contrario, los valores de los índices a nivel de clase están siempre asociados a un determinado tipo de cubierta o vegetación (por ejemplo, el grado de fragmentación de los bosques de frondosas), por lo que se evitan ambigüedades o comparaciones inadecuadas de los valores resultantes. Además, resultados recientes ponen de manifiesto que los índices calculados a nivel de clase

tienen una mayor correlación con los procesos ecológicos que los calculados a nivel de paisaje (Tischendorf 2001).

2.3. Descripción de los índices del paisaje analizados

En este apartado no se pretende proporcionar todos los detalles sobre las características, fundamentos e implicaciones de los índices espaciales, sino solo la información necesaria en el contexto de esta tesis.

En general, los índices de configuración espacial considerados en esta tesis se pueden agrupar, de manera simplificada, en dos grupos principales, dependiendo de qué aspecto de los patrones espaciales pretenden cuantificar: índices de fragmentación (apartados 2.3.1 a 2.3.7) e índices de irregularidad o complejidad de formas (apartados 2.3.8 y 2.3.9). Tanto la fragmentación como la complejidad de formas son conceptos complejos en los que se engloban a su vez distintos componentes (Forman 1995, Jaeger 2000); distintos índices espaciales hacen énfasis en uno u otro de esos componentes.

En las siguientes expresiones, L es la dimensión lineal de los datos matriciales (es decir, el número de píxeles de un lado de las imágenes, supuestas éstas cuadradas); por tanto, L^2 es el número total de píxeles existentes en las imágenes consideradas. a_i y θ_i son, respectivamente el área y el perímetro de cada una de las teselas de los patrones, A_T es la extensión total de los datos espaciales, y A_C el área ocupada por la clase analizada expresada ésta en porcentaje del área total del mapa ($(A_C/100) \leq A_T$).

2.3.1. Número de teselas (NT) y densidad de teselas (DT)

El número de teselas presente en los datos espaciales se calcula aplicando el criterio de vecindad-4 descrito anteriormente (figura 2.1); en los patrones de las figuras 2.2 y 2.3 se especifica a modo de ejemplo el número de teselas presentes de acuerdo a este criterio de vecindad. NT es un índice sencillo, utilizado frecuentemente como indicador de fragmentación (Iverson 1988, Turner y Ruscher 1988, Turner 1990, Luque *et al.* 1994, Hulshoff 1995, Benson y MacKenzie 1995, Sachs *et al.* 1998, Griffiths *et al.* 2000), al considerarse que la disección en un gran número de unidades no conexas es uno de los procesos típicos asociados a la fragmentación de los ecosistemas. NT es además necesario como variable auxiliar para el cálculo de otros índices que se describen a continuación.

En algunos casos resulta conveniente normalizar NT respecto al número total de píxeles de los datos espaciales, considerando que, obviamente, imágenes más grandes tienden a contener un mayor número de teselas. Teniendo en cuenta que L^2 (número de píxeles de la imagen) es el número máximo de teselas que se podrían presentar en

un patrón (sería el caso hipotético de un tablero de ajedrez en que cada una de las casillas correspondiera a un píxel de la imagen), calculamos la densidad de teselas (DT) de acuerdo a la siguiente expresión:

$$DT = 1000 \frac{NT}{L^2} \quad (2.1)$$

DT es entonces el número de teselas existentes en la imagen con respecto al máximo que podría presentarse; DT se puede considerar como un “tanto por mil” de fragmentación. Normalmente, los patrones espaciales presentes en las variables geográficas son mucho menos fragmentados que los de ese hipotético “tablero de ajedrez” (en el que $DT=1000$), por lo que los valores habituales de DT son inferiores a 100. La constante 1000 se introduce en la expresión 2.1 para evitar manejar valores de DT excesivamente pequeños. DT resulta especialmente adecuado para comparar datos espaciales (en formato matricial) con distinta extensión espacial, y por tanto se usará al cuantificar la influencia de este factor de la escala en la abundancia de teselas de los patrones espaciales (capítulo 4).

2.3.2. Tamaño medio de tesela (TMT)

Este índice toma valores menores cuanto mayor es la fragmentación de las teselas, al reducirse el tamaño de las mismas en el proceso de fragmentación. También ha sido utilizado en muchos estudios (Iverson 1988, Turner y Ruscher 1988, Turner 1990, Luque *et al.* 1994, Hulshoff 1995, Griffiths *et al.* 2000), y se calcula mediante la siguiente expresión:

$$TMT = \frac{\sum_{i=1}^{i=NT} a_i}{NT} \quad (2.2)$$

2.3.3. Longitud de bordes (LB) y densidad de bordes (DB)

Se define un borde como cualquier lado compartido entre píxeles pertenecientes a distintas clases. No se incluye en el cálculo de los bordes aquellos definidos por el propio “marco” exterior de la imagen (figura 2.2). La longitud de bordes es considerada un buen indicador de la fragmentación de los patrones espaciales (Li *et al.* 1993), obteniéndose valores más altos de LB en los paisajes más fragmentados.

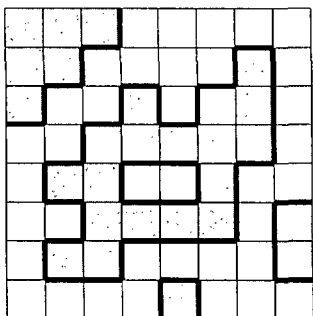


Figura 2.2. Ejemplo de un patrón espacial en el que se han señalado con una línea negra gruesa los bordes existentes. Nótese que no se incluyen en el cálculo los bordes definidos por el propio "marco" de la imagen. La longitud de bordes resultante es de 47 unidades. El patrón presenta 4 teselas grises y 2 teselas blancas.

Al igual que en el caso de NT, se puede normalizar la longitud de bordes considerando el tamaño (número de píxeles) de la imagen. En este caso hay que tener en cuenta que $2 \cdot L \cdot (L-1)$ es la máxima longitud de bordes que puede aparecer en unos datos espaciales de tamaño L (esto es fácilmente demostrable por inducción). Con ello, podemos definir la densidad de bordes (DB) de acuerdo a la siguiente expresión:

$$DB = 100 \frac{LB}{2 \cdot L \cdot (L-1)} \quad (2.3)$$

DB se puede interpretar como un porcentaje de fragmentación respecto al máximo posible, aunque generalmente en los patrones del paisaje se obtienen valores de DB claramente menores de 100.

2.3.4. Longitud de bordes interiores (LBI) y densidad de bordes interiores (DBI)

Los bordes interiores están compuestos por los perímetros de aquellas teselas que están completamente rodeados por píxeles de la misma clase (figura 2.3). Este índice mide el grado de "agujereamiento" de los patrones espaciales.

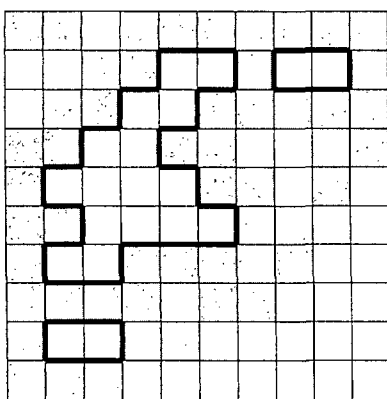


Figura 2.3. Se ilustra el criterio adoptado para el cálculo de los bordes interiores. Los bordes interiores de la clase gris están marcados con línea negra gruesa, y su longitud es de 40 unidades (la clase blanca no presenta ningún borde interior). Si una tesela contacta con el borde de la imagen o con una tesela no englobada por otras (aún cuando dicho contacto se produzca sólo por un vértice) no se considera su perímetro como borde interior. De acuerdo con el criterio de vecindad-4, el patrón de la figura presenta 8 teselas blancas y 2 grises.

Al igual que en el caso de la longitud de bordes totales (ver apartado anterior), podemos normalizar los valores de LBI teniendo en cuenta el número de píxeles

presentes en la imagen, calculando la densidad de bordes interiores (DBI) de acuerdo a la siguiente expresión:

$$DBI = 100 \frac{LBI}{2 \cdot L \cdot (L - 1)} \quad (2.4)$$

Obviamente, la cantidad de bordes interiores en los patrones espaciales es mucho menor que la de la de bordes totales, por lo que en general cabe esperar valores de DBI mucho más próximos a 0 que a 100.

2.3.5. Tamaño máximo de tesela (TMX)

Este índice se expresa como el porcentaje del área total del mapa ocupado por la tesela de mayor tamaño de la clase de interés, variando por tanto de 0 a 100. El tamaño de las teselas más grandes en el territorio puede afectar o limitar muchos procesos ecológicos (Forman 1995). Se trata por tanto de un índice sencillo que aporta información valiosa sobre el estado de los paisajes y ecosistemas.

2.3.6. Índice de división (ID)

El índice de división fue propuesto recientemente por Jaeger (2000) para cuantificar el grado de fragmentación de los paisajes. Se define como la probabilidad de que dos animales, situados al azar en dos puntos del territorio, no estén situados dentro de la misma tesela. O lo que es lo mismo, como la probabilidad de que dos animales no sean capaces de encontrarse al moverse por el territorio dentro de un determinado hábitat o tipo de vegetación (la clase analizada). Por tanto, al tratarse de una probabilidad, varía de 0 a 1, y valores mayores indican una mayor fragmentación del paisaje. Se calcula de acuerdo con la siguiente expresión:

$$ID = 1 - \sum_{i=1}^{i=NT} \left(\frac{a_i}{A_T} \right)^2 \quad (2.5)$$

Al calcular el índice de división, las teselas de mayor tamaño contribuyen a la disminución de la probabilidad total en una proporción mucho mayor que las teselas pequeñas, como viene dado por los términos cuadráticos en el sumatorio de la ecuación 2.5. En particular, si la tesela mayor ocupa una gran proporción de la extensión total de la clase analizada, la contribución del resto de las teselas en la ecuación 2.5 puede ser muy pequeña. En estos casos, ID puede estar altamente correlacionado (aunque no linealmente) con TMX (tamaño de la tesela más grande).

Jaeger (2000) introdujo también otros dos índices, íntimamente relacionados con el índice de división, denominados (manteniendo la denominación original del autor) "effective mesh size" (EMS) y "splitting index" (SI), que se calculan de acuerdo a las siguientes expresiones, y que, como se indica en las mismas, se derivan fácilmente de los valores de ID:

$$EMS = \frac{1}{A_T} \sum_{i=1}^{i=NT} a_i^2 = \frac{A_T}{SI} = A_T (1 - ID) \quad (2.6)$$

$$SI = \frac{A_T^2}{\sum_{i=1}^{i=NT} a_i^2} = \frac{1}{1 - ID} \quad (2.7)$$

SI y EMS se definen, respectivamente, como el número y tamaño de las teselas que se obtendrían al dividir todo el paisaje en teselas del mismo tamaño de manera que el valor del índice de división fuera el mismo que en la clase analizada (Jaeger 2000).

Cabe destacar que la expresión de EMS es muy similar a la del tamaño medio de tesela cuando éste se pondera por el propio tamaño de la tesela. Este último índice (TMP) ha sido usado por algunos autores en estudios del paisaje (e.g. Wear *et al.* 1998). Ambos índices están relacionados por la siguiente expresión:

$$EMS = \frac{A_c}{100} \cdot TMP \quad (2.8)$$

En el caso de que los índices se calculen a nivel de paisaje (considerando todas las teselas conjuntamente, independientemente de la clase a la que pertenezcan), las expresiones correspondientes a EMS y TMP son exactamente las mismas.

En resumen, como se deduce de las expresiones 2.6, 2.7 y 2.8, los valores de EMS, SI y TMP están íntimamente ligados a los del índice de división, obteniéndose de manera inmediata a partir de éste. Por tanto, en esta tesis se analizará únicamente el comportamiento del índice de división, para evitar análisis redundantes e innecesarios, y las conclusiones que se obtengan para ID serán aplicables de manera análoga a EMS, SI y TMP.

2.3.7. Índice de cohesión (IC)

Este índice fue propuesto por Schumaker (1996) y, de acuerdo con sus resultados, obtenidos mediante un modelo de simulación, está más fuertemente correlacionado con la facilidad de dispersión de poblaciones animales que otros índices espaciales utilizados habitualmente, lo cual ha sido confirmado (con algunos matices) en investigaciones recientes (Tischendorf 2001). El valor de IC es mínimo (IC=0) cuando todas las teselas de hábitat se reducen a píxeles aislados y alcanza su valor máximo (IC=1) cuando todo el paisaje está ocupado por la clase de interés. Se calcula mediante la siguiente expresión:

$$IC = \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^{i=NT} \theta_i}{\sum_{i=1}^{i=NT} \theta_i \cdot \sqrt{a_i}} \right] \cdot \left[1 - \frac{1}{\sqrt{A_T}} \right]^{-1} \quad (2.9)$$

En concreto, Scumaker (1996) obtuvo la siguiente relación lineal entre la tasa de éxito en la dispersión de las poblaciones animales (*DS*) y los valores del índice de cohesión en bosques maduros del Noroeste del Pacífico de los EE.UU.:

$$DS = -2.732 + 3.559 \cdot IC \quad (2.10)$$

2.3.8. Índice de forma medio (IFM) e índice de forma ponderado por el tamaño de la tesela (IFP)

Tanto IFM como IFP se basan en el cálculo del valor del índice de forma (IF) para cada una de las teselas, que se define para la información espacial matricial según el siguiente cociente adimensional entre el perímetro (θ) y el área (a) de la tesela:

$$IF = \frac{\theta}{4\sqrt{a}} \quad (2.11)$$

IF cuantifica la irregularidad o complejidad de las formas geométricas, tomando valores más altos cuanto más sinuosas y menos compactas son éstas, tal y como se puede apreciar en la figura 2.4. La constante 4 se incluye en el cálculo del índice de forma para que IF tome su valor mínimo (IF=1) en el caso de un cuadrado (Li *et al.* 1993, Hulshoff 1995), que es la forma más compacta posible en información matricial (en el caso de información vectorial, la forma más compacta sería el círculo, y el valor de la constante sería entonces diferente).

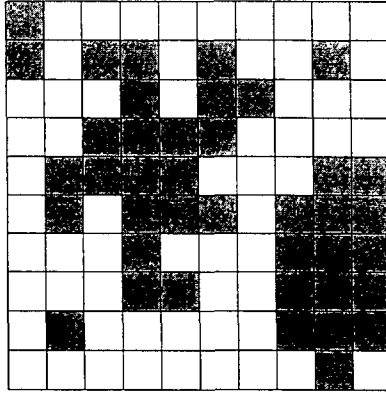


Figura 2.4. Un patrón de 10x10 píxeles en el que hay cinco teselas grises con distintas formas. El valor del índice de forma de las dos teselas mayores es $IF=2.07$ (tesela de la izquierda, con un perímetro más sinuoso) e $IF=1.16$ (tesela de la derecha, de forma más compacta). Los valores de IFM e IFP considerando las cinco teselas presentes en el patrón son $IFM=1.26$ e $IFP=1.62$.

Aunque tanto IFM como IFP se basan, como decimos, en los valores de IF de las teselas, cada uno de ellos resume esa información de manera distinta a la hora de asignar un valor del índice de forma globalmente a todas las teselas que componen el paisaje; mientras que el índice de forma medio se calcula simplemente como la media aritmética de los IF de cada una de las teselas, IFP utiliza el tamaño de las mismas como factor de ponderación en el cálculo, al asumir que las teselas de mayor tamaño tienen una mayor importancia tanto desde el punto de vista estructural como ecológico (Li *et al.* 1993, Schumaker 1996). Sus expresiones son las siguientes:

$$IFM = \frac{\sum_{i=1}^{i=NT} IF_i}{NT} = \frac{\sum_{i=1}^{i=NT} \frac{\theta_i}{4\sqrt{a_i}}}{NT} \quad (2.12)$$

$$IFP = \frac{\sum_{i=1}^{i=NT} IF_i \cdot a_i}{\sum_{i=1}^{i=NT} a_i} = \frac{\sum_{i=1}^{i=NT} \theta_i \cdot \sqrt{a_i}}{4 \cdot \sum_{i=1}^{i=NT} a_i} \quad (2.13)$$

Tanto IFM como IFP toman su valor mínimo ($IFM=1$, $IFP=1$) en el caso de formas perfectamente cuadradas y se incrementan con una mayor irregularidad o complejidad de las formas de las teselas del paisaje (Li *et al.* 1993, Sachs *et al.* 1998). Como las teselas de mayor tamaño tienden a presentar formas más complejas que las pequeñas (Krummel *et al.* 1987), y los IF de las teselas grandes son los que más influyen en el valor de IFP, el índice de forma ponderado toma valores claramente más altos que el índice de forma medio (esto se podrá observar reiteradamente en todos los resultados que se presentan en capítulos posteriores de esta tesis). Los valores de IFM que resultan de la ecuación 2.12 son simplemente proporcionales a

correspondientes a otros índices de forma equivalentes que se emplean habitualmente (Zöhrer 1978, Davis 1986, Chuvieco 1999).

2.3.9. Dimensión fractal (DF)

La dimensión fractal es un descriptor de las propiedades geométricas de aquellos objetos que presentan un escalamiento invariable ante ciertas transformaciones (Mandelbrot 1983). Se puede demostrar que las áreas (a) y perímetros (θ) de un conjunto de objetos con formas semejantes cumplen la siguiente relación (Feder 1988):

$$\theta = k \cdot a^{\frac{DF}{2}} \quad (2.14)$$

donde k es una constante y DF es la dimensión fractal de la relación perímetro-área. Tomando logaritmos en ambos lados de la expresión 2.14, DF se estima como el doble de la pendiente de la línea de regresión ajustada entre los valores logarítmicos de los perímetros (variable dependiente) y las áreas (variable independiente) de las teselas.

Aunque los paisajes no son perfectamente autosemejantes, al menos no en todas las escalas (Krummel *et al.* 1987, Pastor y Broschart 1990, Leduc *et al.* 1994, Nikora *et al.* 1999), DF se ha utilizado ampliamente como un índice de la complejidad de las formas del paisaje (Iverson 1988, Milne 1988, O'Neill *et al.* 1988a, Turner 1990, Frohn *et al.* 1996, Traub 1997, Hargis *et al.* 1998). Valores más altos de DF indican formas más complejas, con un rango de variación teórico entre 1 y 2.

2.4. Comparación de la sensibilidad de los índices a la escala

Los valores de los índices espaciales se ven claramente influenciados por la escala de los datos sobre los que son calculados (Turner *et al.* 1989b, Benson y MacKenzie 1995, Frohn 1996, O'Neill *et al.* 1996, Wu *et al.* 2000). Esta influencia la ejercen, en mayor o menor medida, los tres componentes de la escala; es decir, la extensión espacial, la unidad mínima cartografiada y la resolución espacial. Un cambio en alguno de estos tres aspectos para una misma zona de estudio provoca también, en general, un cambio en el valor del índice del paisaje obtenido.

Esta influencia de la escala en los índices espaciales podría cuantificarse en principio considerando simplemente la variación en términos absolutos de cada uno de los índices al cambiar alguno de los componentes de la escala; es decir, $I^{x1} - I^{x2}$, donde I^{x1} y I^{x2} son los valores del índice para dos conjuntos de datos idénticos salvo por el distinto valor de uno de los componentes de la escala (por ejemplo, $x1$ y $x2$ pueden representar dos tamaños distintos del píxel o de la unidad mínima cartografiada). Sin embargo, estas variaciones en términos absolutos son poco útiles para comparar la

sensibilidad de los distintos índices del paisaje ante cambios en uno de los componentes de la escala, ya que cada índice espacial presenta un rango de variación distinto. Por ejemplo, una variación de 0.5 en la dimensión fractal (que varía de 1 a 2) supone un cambio dramático en el patrón espacial, pero es poco relevante en el caso de TMX (tamaño de la tesela más grande), que varía de 0 a 100. Las variaciones relativas (I^{x1}/I^{x2}) tampoco son especialmente significativas; en el mismo ejemplo anterior, una disminución de 1.5 a 1.0 sería considerada igualmente importante en el caso de DF que en el de TMX, lo cual evidentemente no es adecuado. Para comparar la sensibilidad de los índices espaciales de una manera más conveniente es necesario tener en cuenta el rango de variación de cada uno de los índices; de esta manera, podría definirse la sensibilidad como $(I^{x1}-I^{x2})/Rv$, donde Rv es el rango de variación del índice I . Sin embargo, no todos los índices espaciales tienen un rango de variación finito definido, como es el caso de los índices de forma (IFM e IFP), que no tienen límite superior teórico. Más aún, incluso si todos los índices tuvieran un rango de variación teórico bien definido, hay que tener en cuenta que éste es frecuentemente un muy mal indicador del rango de valores que realmente se presenta al medir ese índice espacial en datos del paisaje. Por ejemplo, la dimensión fractal puede en teoría tomar valores entre 1 y 2, pero en los estudios donde ha sido estimado en patrones del paisaje, se han obtenido valores por debajo de 1.5 casi en la totalidad de los casos (Iverson 1988, Turner and Ruscher 1988, Turner 1990, O'Neill *et al.* 1996, Traub 1997, Nikora *et al.* 1999, Luque 2000, Tischendorf 2001). Otro ejemplo en este sentido es el índice de cohesión, que teóricamente varía entre 0 y 1, obteniéndose sin embargo valores por encima de 0.9 en la mayoría de los casos (Schumaker 1996). Por ello, es necesario contar con una estimación proporcional al rango de variación real de cada uno de los índices en los datos analizados, lo que se obtiene calculando la desviación típica (DE) de los valores del índice en el total de los datos considerados (Saura 2002). De esta manera, podemos definir la sensibilidad de un índice I frente a cambios en uno de los componentes de la escala de acuerdo a la siguiente expresión, similar a la utilizada por O'Neill *et al.* (1996):

$$S = 100 \frac{I^{x1} - I^{x2}}{DE} \quad (2.15)$$

donde I^{x1} e I^{x2} son los valores del índice espacial en dos imágenes iguales salvo por el valor de uno de los componentes de la escala ($x1$ y $x2$ pueden representar dos extensiones espaciales, tamaños del píxel o de la unidad mínima cartografiada distintos), y DE es la desviación típica en el conjunto de los datos espaciales considerados. S permite una comparación más adecuada de la sensibilidad de los diferentes índices del paisaje. S expresa el porcentaje de la variación del índice debida al cambio en uno de los componentes de la escala relativo al rango de variación de ese índice en los patrones del paisaje (estimado por DE). Cuanto más cercano a 0 es S , más robusto es el índice a cambios en ese componente de la escala.

3. SIMULACIÓN DE PATRONES DEL PAISAJE: EL MÉTODO DE CONGLOMERADOS ALEATORIOS MODIFICADOS

3. SIMULACIÓN DE PATRONES DEL PAISAJE: EL MÉTODO DE CONGLOMERADOS ALEATORIOS MODIFICADOS

3.1. Introducción

El desarrollo de métodos para la simulación de patrones categóricos del paisaje ha centrado la atención de muchos investigadores en los últimos años (Gardner *et al.* 1987, Gardner *et al.* 1991, O'Neill *et al.* 1992, Gustafson y Parker 1992, Li *et al.* 1993, Li y Reynolds 1994, Gotway y Rutherford 1996, Moloney y Levin 1996, Myers 1996, Srivastava 1996, With *et al.* 1997, With y King 1997, Hargis *et al.* 1998), debido principalmente a la potencial utilidad de estos métodos de simulación en distintas áreas de la ecología del paisaje. Sin embargo, frecuentemente los resultados obtenidos han sido parciales y poco realistas, mostrando diferencias sustanciales con los patrones que se presentan en los paisajes reales. En este capítulo se describe un nuevo método de simulación que proporciona resultados más generales y realistas que otros modelos del paisaje utilizados habitualmente: el método de conglomerados aleatorios modificados (Saura y Martínez-Millán 2000a).

El objetivo de un método de simulación de patrones del paisaje no es reproducir la localización exacta de los distintos tipos o clases, sino generar realizaciones que repliquen la información que se considera relevante para los procesos estudiados (Gotway y Rutherford 1996). En concreto, un modelo del paisaje realista deberá ser capaz de reproducir los valores de los índices de configuración del paisaje medidos en los paisajes reales (Saura y Martínez-Millán 2000a).

Los patrones simulados pueden usarse como datos de entrada para otros pasos de la modelización (Myers 1996), haciendo posible detectar qué componente de la configuración espacial es relevante para los fenómenos estudiados. Hay muchas investigaciones en las que se han utilizado simulaciones espaciales en los ámbitos de la ecología del paisaje, la teledetección y la modelización espacial (Woodcock y Strahler 1988, Gardner *et al.* 1989, Turner *et al.* 1989a, Gardner *et al.* 1991, Turner *et al.* 1991, Palmer 1992, Green 1994, Lavorel *et al.* 1994, Polidori 1994, Lavorel *et al.* 1995, With y Crist 1995, Gustafson y Gardner 1996, Li y Reynolds 1997, With *et al.* 1997, Bian y Butler 1999, Tischendorf 2001). Los patrones simulados también se han empleado para desarrollar, evaluar y comparar el comportamiento de los índices espaciales, así como para detectar correlaciones entre los mismos (Turner *et al.* 1989b, Li y Reynolds 1993, Plotnick *et al.* 1993, Li y Reynolds 1994, Hargis *et al.* 1998). Diversos autores han proporcionado descripciones más o menos detalladas de la aplicación de los modelos del paisaje en el ámbito de la ecología, incluyendo el uso de las simulaciones como modelos neutrales del paisaje (Gardner y O'Neill 1991, With 1997, With y King 1997).

Sin embargo, la validez de todas esas aplicaciones depende del realismo y generalidad del modelo del paisaje utilizado. En tanto que los modelos del paisaje proporcionen resultados poco realistas o parciales, las conclusiones a las que lleven pueden ser erróneas o adolecer de una escasa generalidad.

3.2. Breve revisión de los métodos de simulación del paisaje

En este apartado no se pretende proporcionar una descripción detallada de cada uno de los métodos existentes, sino comentar las principales características de los principales enfoques disponibles actualmente. Los métodos de simulación del paisaje se pueden agrupar en tres grupos más o menos diferenciados (Saura y Martínez-Millán 2000a): modelos neutrales del paisaje, modelos explicativos y métodos geoestadísticos.

3.2.1. Modelos neutrales del paisaje

Los modelos neutrales del paisaje han sido definidos como aquellos que generan patrones en ausencia de procesos específicos que los configuren (Gardner *et al.* 1987, With y King 1997). De acuerdo a esta definición, el método de simulación mediante conglomerados aleatorios modificados (CAM en adelante) puede considerarse como un modelo neutral, ya que no considera ningún proceso específico explicativo que determine la configuración de los patrones espaciales resultantes.

Entre los modelos encuadrados en esta categoría (With y King 1997), los más ampliamente utilizados han sido los mapas de percolación (Gardner *et al.* 1987, O'Neill *et al.* 1988b, Gardner *et al.* 1989, Turner *et al.* 1989a, Gardner y O'Neill 1991, Gardner *et al.* 1991, Turner *et al.* 1991, Gustafson y Parker 1992, Plotnick *et al.* 1993, Andrén 1994, With y Crist 1995, Gustafson y Gardner 1996, Wiens *et al.* 1997, With *et al.* 1997). Los mapas de percolación (simples mapas aleatorios) son matrices (imágenes) en las que cada posición (píxel) está ocupada con una determinada probabilidad p (figura 3.1).



Figura 3.1. Mapa de percolación generado para $p=0.55$ (los píxeles marcados se muestran con el color más claro).

Los mapas de percolación fueron propuestos como un modelo de patrones del paisaje binarios (Gardner *et al.* 1987). Sin embargo, estos simples mapas aleatorios no son en absoluto modelos adecuados de los paisajes, como se ha puesto de manifiesto cuando se han comparado con datos reales (Saura y Martínez-Millán, 2000a). Los mapas de percolación tienen mucha más longitud de bordes y número de teselas que los paisajes reales (Gardner *et al.* 1991), las comparaciones de los valores del índice de cohesión son radicalmente distintas (Schumaker 1996), y también en las frecuencias acumuladas de tamaños de las teselas se detectan grandes divergencias (Gardner *et al.* 1987). Como dice Srivastava (1996), uno de los criterios en la selección de un método de simulación espacial es la inspección visual del realismo de las simulaciones obtenidas, y en el caso de los mapas de percolación éste no es muy alto (figura 3.1). En general, la inspección visual es valiosa porque puede anticipar los resultados de análisis más detallados basados en índices espaciales, que son por supuesto necesarios para una comparación objetiva de los patrones espaciales.

La principal limitación de los mapas estrictamente aleatorios es su completa independencia espacial. En los mapas de percolación, la clase existente en un determinado píxel es estadísticamente independiente de la presente en las posiciones vecinas. Sin embargo, los paisajes reales presentan autocorrelación espacial positiva (dependencia espacial), lo que significa que si en un punto del paisaje se presenta un determinado tipo de vegetación, es probable que sea el mismo el que exista en las posiciones vecinas (Palmer 1992). Los mapas de percolación han sido útiles para detectar las diferencias entre los patrones estrictamente aleatorios y los paisajes reales (Gardner *et al.* 1987), pero no deberían utilizarse como modelos del paisaje debido a sus limitaciones a este respecto.

Se han desarrollado también otros métodos de simulación, con fines más o menos específicos, que no proporcionan resultados realistas, como son diversos tipos de

mapas con contagio o jerárquicos (Gardner y O'Neill 1991, Gustafson y Parker 1992, O'Neill *et al.* 1992). Enfoques más recientes son el uso del algoritmo del desplazamiento medio (Saupe 1988), adaptado a la obtención de patrones categóricos con agregación espacial (With *et al.* 1997, With y King 1997), o el método de simulación descrito por Hargis *et al.* (1998), que genera patrones espaciales mediante la selección de teselas de una base de datos que se añaden en posiciones aleatorias dentro de las imágenes hasta alcanzar una abundancia de la clase determinada. Las teselas incluidas en esa base de datos eran 109 teselas formadas por cortas forestales realizadas en los Montañas Uinta del norte de Utah (EE.UU.), lo cual probablemente limita los resultados del análisis a ese tipo concreto de patrones espaciales.

3.2.2. Modelos explicativos del paisaje

Estos métodos de simulación generan patrones del paisaje como resultado de considerar la actuación de procesos específicos (ecológicos, antrópicos, etc.) que se incluyen de manera explícita en el modelo. Por tanto, son modelos explicativos, en contraste con los modelos neutrales descritos en el apartado anterior, válidos para zonas concretas en las que los procesos actuantes sean suficientemente conocidos y determinados. Ejemplos de este tipo de modelos son el de Moloney y Levin (1996), que simula las dinámicas ecológicas espaciales y temporales que se producen en unos pastos anuales específicos en California (EE.UU.), o el desarrollado por Li *et al.* (1993) que simula la fragmentación del paisaje resultante de diferentes tipos y patrones de cortas forestales.

3.2.3. Métodos geoestadísticos

En este grupo incluimos a los métodos de simulación de datos espaciales categóricos que han sido desarrollados en el ámbito de la geoestadística (Deutsch y Journel 1992, Gotway y Rutherford 1996), y que no son específicos de la ecología del paisaje, aunque es posible aplicarlos en este ámbito. Aunque, como los modelos neutrales, son métodos de simulación no explicativos, presentan unas características particulares que aconsejan englobarlos en un apartado diferenciado de aquéllos. En concreto, los métodos geoestadísticos requieren una información bastante detallada acerca de los patrones que se pretenden simular, como son los variogramas, funciones de covarianza, etc.

Una de las características más destacables del método CAM (y también de alguno de los otros modelos neutrales descritos anteriormente) es que permite simular estructuras complejas mediante algoritmos simples que requieren poca o ninguna información previa. Esto es lo que Guzmán *et al.* (1993) llaman "simplicidad de construcción y apariencia compleja del resultado final". También, el esfuerzo computacional requerido para generar una simulación puede ser un aspecto importante a considerar a la hora de evaluar las prestaciones de un método de

simulación espacial. En este sentido, algunos de los métodos geoestadísticos no pueden considerarse en ningún modo rápidos: "aunque todos los métodos son realizables en la práctica, algunos requieren varios días de computación en ordenadores potentes para generar una sola simulación, a pesar de las entusiastas afirmaciones del autor acerca de la rapidez de ese método. Ese tipo de métodos no se puede usar de manera práctica para generar muchas realizaciones" (Srivastava, 1996). Como se describe en el anexo A, los tiempos computacionales requeridos para generar una simulación CAM son particularmente bajos, lo que refuerza y facilita la aplicación práctica de este método en distintos ámbitos.

3.3. Descripción del método de conglomerados aleatorios modificados

El método de conglomerados aleatorios modificados (CAM en adelante) genera patrones espaciales categóricos (temáticos) en formato matricial ("ráster"). En adelante se supondrá que los patrones son cuadrados y tienen un total de L^2 celdas o píxeles (siendo L el tamaño lineal o longitud en píxeles del lado de las imágenes). El método CAM se ha desarrollado por su potencial interés como simulador de los patrones espaciales del paisaje, aunque también podría tener interés en otro tipo de aplicaciones.

El proceso de obtener una simulación CAM se compone de los siguientes cuatro pasos (Saura y Martínez-Millán 2000a):

(A) Generación de un mapa de percolación

El parámetro que controla este paso de la simulación es la probabilidad inicial p . Para cada uno de los L^2 píxeles de la imagen se genera un número aleatorio x ($0 < x < 1$), tomado de una distribución uniforme, y se compara con p ; si $x < p$, entonces se marca el píxel correspondiente. De este modo, se obtiene una imagen aleatoria en la que aproximadamente $p \cdot L^2$ de los píxeles están marcados (figura 3.1). Estos simples mapas aleatorios han sido objeto de intensivas investigaciones en el contexto de la teoría de la percolación, donde han sido usados como un modelo para diferentes propiedades físicas, y sus características, que cambian en función de p , son bien conocidas (Stauffer 1985, Feder 1988, Bunde y Havlin 1991). También han sido utilizados como modelos del paisaje, pero presentan severas limitaciones a este respecto, debido principalmente a su completa independencia espacial, como se explicó en el apartado 3.2.1. En el método CAM, los mapas de percolación son solo el primer paso de la simulación, y sus características se ven modificadas profundamente en los pasos siguientes.

(B) Identificación de los conglomerados

En este paso se identifican los conglomerados formados por los píxeles marcados en el paso A. Un conglomerado se define como un conjunto de píxeles que presentan una determinada relación de vecindad entre ellos. Dependiendo del criterio de vecindad utilizado, los conglomerados serán muy diferentes, y por tanto este es otro de los parámetros que influye en los resultados de la simulación. El criterio utilizado para generar todas las simulaciones consideradas en esta tesis (salvo una de las imágenes en la figura 3.7) es el de vecindad-4; los píxeles se consideran pertenecientes a un mismo conglomerado si comparten una de sus caras, horizontal o verticalmente (figuras 3.2 y 3.4). También pueden utilizarse otros criterios (e.g., vecindad-8, que consideran también como vecinos a los píxeles situados según las diagonales), pero el uso de diferentes criterios de vecindad simétrica no proporciona diferencias relevantes en los patrones resultantes, en el sentido de que no se obtiene una mayor variedad de estructuras espaciales (Saura 1998). Sin embargo, el uso de criterios de vecindad asimétrica (figura 3.2) permite generar patrones con anisotropía, en los cuales las teselas están orientadas en una cierta dirección dominante (figura 3.7, imagen 3).



Figura 3.2. Tres diferentes criterios de vecindad para identificar los conglomerados en el paso B de las simulaciones. Los píxeles que se consideran vecinos respecto al píxel central (X) se muestran en color más oscuro.

(C) Asignación de clases a los conglomerados

En este paso, se asigna una clase (tipo o categoría) a cada uno de los conglomerados que fueron identificados en el paso anterior. El objetivo es transformar una imagen con cientos o miles de conglomerados en una imagen con n tipos (figura 3.4), cada uno de ellos ocupando un determinado porcentaje del área total del mapa (A_c). En este paso las clases se asignan por tanto sólo a los $p \cdot L^2$ píxeles que fueron marcados en el paso A, y entonces los porcentajes A_c se refieren en este paso a esos $p \cdot L^2$ píxeles.

Cuando los conglomerados son pequeños, los tipos pueden asignarse de tal manera que $(A_c/100) \cdot p \cdot L^2$ píxeles pertenezcan a la clase definida en la imagen. Sin embargo, en los mapas de percolación el tamaño de los conglomerados se incrementa con p . En concreto, el tamaño del conglomerado más grande se incrementa

fuertemente cerca del umbral de percolación (p_c), y para $p > p_c$ aparece un gran conglomerado que alcanza los cuatro lados de la imagen y ocupa la mayor parte del área de la misma, como se muestra en la figura 3.3; para el criterio de vecindad-4 y mapas grandes, $p_c \cong 0.5928$ (Stauffer 1985, Ziff 1986). Por tanto, todas las combinaciones posibles de los valores de A_c para las distintas clases de la imagen sólo se pueden conseguir para $p < p_c$. Esto no supone en ningún caso una limitación para la generalidad de los resultados de las simulaciones, como se pondrá de manifiesto posteriormente.

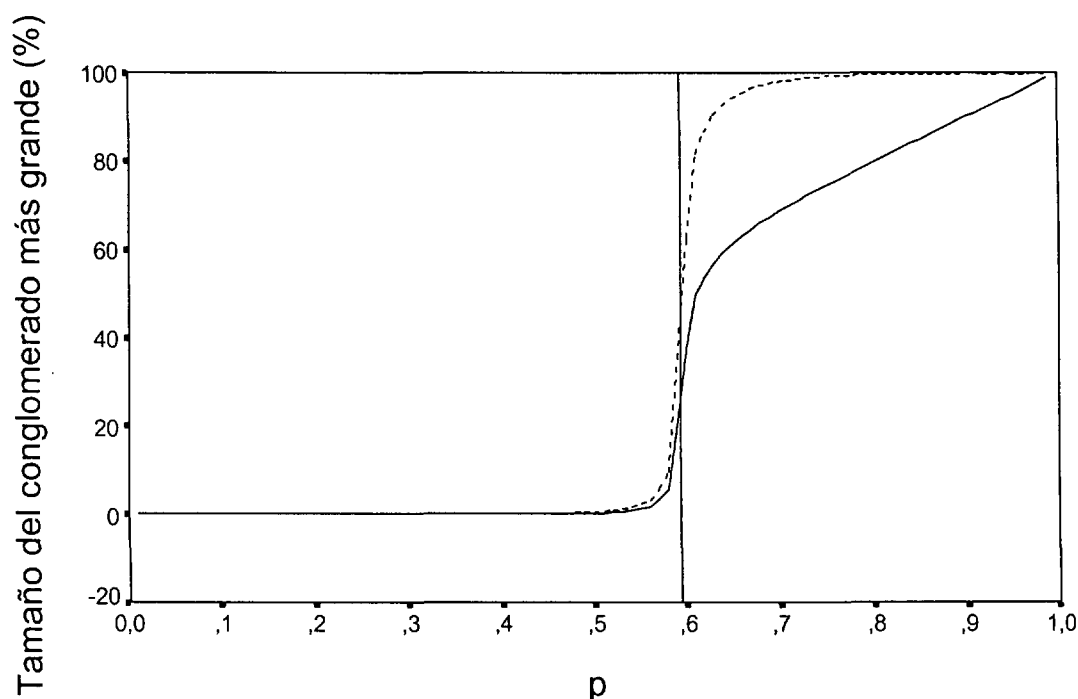


Figura 3.3. Tamaño del conglomerado más grande existente en los mapas de percolación en función de la probabilidad inicial p . Dicho tamaño se expresa como porcentaje del área ocupada con respecto a los L^2 píxeles del mapa (línea continua) o con respecto a los $p \cdot L^2$ píxeles marcados (línea discontinua). La línea vertical indica el umbral de percolación ($p_c \cong 0.593$ para el criterio de vecindad-4).

(D) Rellenado de la imagen

Este es un paso clave de la simulación, que hace posible obtener patrones simulados con el necesario grado de dependencia espacial, con apariencia agregada como la de los paisajes reales.

Después de los tres pasos anteriores se ha obtenido una imagen en la que aproximadamente $p \cdot L^2$ píxeles han sido asignados a una de las clases, mientras que el resto ($(1-p) \cdot L^2$) no pertenecen todavía a ninguna categoría. En este paso, se asigna a cada uno de esos $(1-p) \cdot L^2$ píxeles la clase más frecuente entre los 8 píxeles vecinos (lógicamente no todos los 8 píxeles vecinos tendrán una clase asignada antes del paso

D; esos píxeles sin clasificar no se consideran en el conteo de frecuencias). En caso de igual frecuencia de dos o más de las clases, se asigna aleatoriamente una de ellas. Este proceso es similar a la aplicación de filtros modales (individualmente para cada píxel) en ventanas de 3x3 píxeles en el procesamiento de imágenes de satélite clasificadas (Thomas 1980, Chuvieco 1996, Homer *et al.* 1997).

Por tanto, en este paso se asignan las clases dependiendo de las existentes en las posiciones vecinas (dependencia espacial). Si ninguno de los 8 píxeles vecinos tiene una clase asignada antes del paso D (es decir, ninguno de ellos fue marcado en el paso A de la simulación, lo que ocurre cuando p es baja) se asigna aleatoriamente uno de los n tipos, con una probabilidad de asignación proporcional a las abundancias de las clases (A_c) que se quieren obtener. Esto asegura que en el mapa final aproximadamente $(A_c/100) \cdot L^2$ píxeles pertenecerán a cada una de las clases.

Se pueden plantear también otros procedimientos para rellenar las imágenes, pero o bien no mostraron diferencias significativas respecto al descrito, o no proporcionaron resultados adecuados para los objetivos del método de simulación (Saura 1998).

Tras la aplicación de este último paso, la simulación está completa (figura 3.4), y se obtiene un patrón espacial compuesto de teselas con el necesario grado de autocorrelación espacial (nótese que hablamos de "teselas" después de aplicar el paso D, y de "conglomerados" antes del mismo).

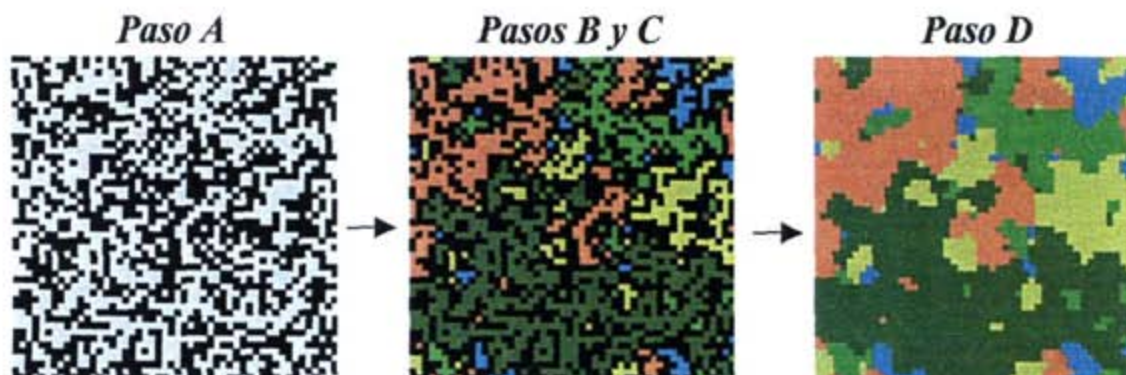


Figura 3.4. Un ejemplo que ilustra los pasos que dan lugar a una simulación mediante el método CAM ($p=0.52$, criterio de vecindad-4, $n=5$, $L=50$ píxeles).

Por tanto, los parámetros de simulación que determinan el resultado del método CAM son los siguientes (Saura y Martínez-Millán 2000a):

- probabilidad inicial p (paso A)
- criterio de vecindad (paso B)
- número de clases (n) y abundancia de las mismas (A_c)

Y si no existe interés en la simulación de imágenes con anisotropía (como es el caso de esta tesis), se puede usar simplemente el criterio de vecindad-4 sin que haya pérdida significativa en la variedad de los patrones espaciales generados.

Es, por tanto, un método de simulación sencillo y controlado por un pequeño número de parámetros de simulación.

En el método CAM la probabilidad inicial p no está relacionada con la abundancia de las clases en la imagen, ya que A_c viene determinada por la asignación de clases a los conglomerados que se realiza en el paso C. Esto es lo contrario a lo que ocurre en los mapas de percolación, por lo que se debe tener especial cuidado para evitar confusiones al respecto. En el método CAM p controla el grado de fragmentación o agregación de las teselas, como se muestra con claridad en la figura 3.5. Cuando p es baja, las teselas son más numerosas y pequeñas, y por tanto los patrones son más fragmentados. A medida que se incrementa p , el número de teselas disminuye y su tamaño medio y máximo aumentan, obteniéndose por tanto patrones más agregados. Como se muestra en la figura 3.5, el aumento en el tamaño de las teselas en función de p no es lineal, sino más rápido a medida que p se aproxima a p_c ($p_c \approx 0.593$ para el criterio de vecindad-4).

Como se explicó anteriormente, en las simulaciones CAM se puede fijar cualquier valor de la abundancia de las clases (A_c) cuando $p < p_c$. No hay necesidad de usar valores $p > p_c$, ya que se pueden generar imágenes con una clase dominante (que ocupa la mayor parte del área total) para cualquier valor de p fijando adecuadamente los valores de A_c . De hecho, esto hace posible controlar el grado de fragmentación de las teselas inmersas en la matriz dominante, mediante la variación de p mientras las abundancias de las clases se mantienen constantes (figura 3.6). Esta diferenciación de la abundancia de las clases y la fragmentación de las mismas es una de las mejoras significativas del método CAM, que permite controlar separadamente ambos aspectos de los patrones espaciales, que en los mapas de percolación permanecen mezcladas y confundidas.

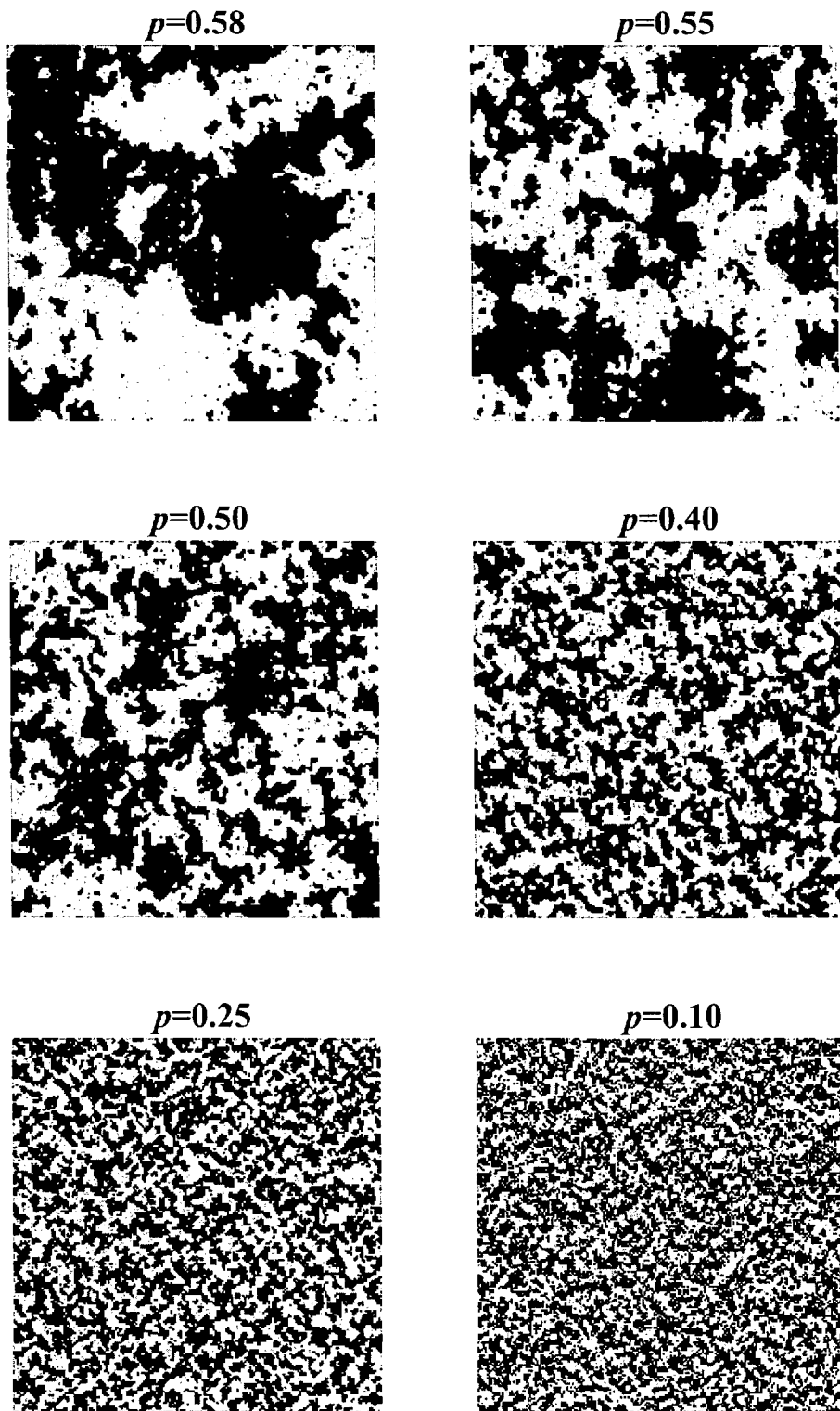


Figura 3.5. Seis patrones binarios ($n=2$) obtenidos mediante el método CAM con la misma abundancia de las clases (50% cada una) pero generados para distintos valores de la probabilidad inicial p . En todas las imágenes $L=200$ píxeles.

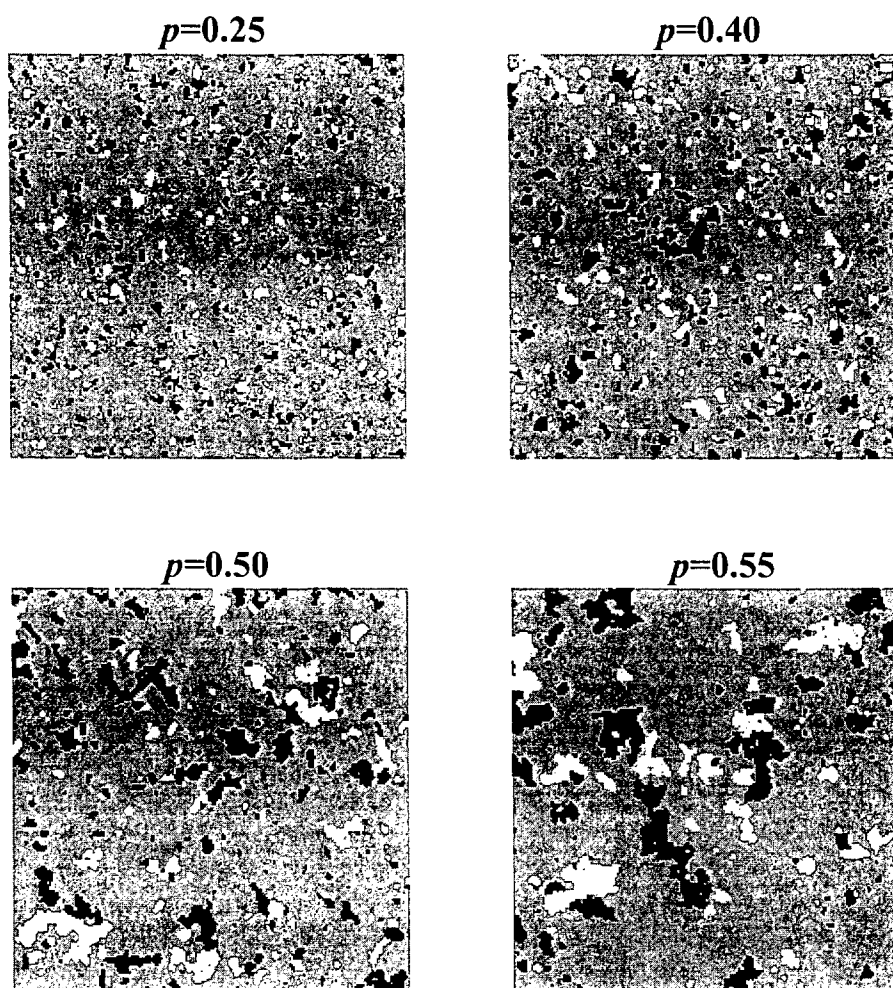


Figura 3.6. Cuatro patrones CAM en los que la clase dominante ocupa el 80% del área total, pero que han sido generados para distintos valores de la probabilidad inicial p . Las cuatro imágenes tienen 6 clases y 200x200 píxeles.

En el método CAM, los mapas de percolación son sólo el primer paso de la simulación, y sus características se modifican sustancialmente en los pasos siguientes. De hecho, se pueden generar patrones muy distintos a partir de un mismo mapa de percolación (Saura y Martínez-Millán 2000a), como se muestra en la figura 3.7. En esta figura se aprecia claramente cómo el método CAM supera y amplía las posibilidades de simulación de los simples mapas aleatorios.

Los mapas de percolación son simplemente un caso extremo de los patrones CAM, que se obtiene cuando $p=0$. En este caso, la asignación de las clases se hace completamente de manera aleatoria en el paso D (los pasos A, B y C no tienen lugar), produciendo una imagen en la que la clase existente en un determinado píxel es independiente estadísticamente de la existente en las celdas vecinas. En el otro extremo, la máxima dependencia espacial se produce en una imagen categórica cuando todos los píxeles de una determinada clase pertenecen a la misma tesela.

Entre estos dos extremos escasamente realistas, el método CAM proporciona todos los grados intermedios de dependencia espacial variando la probabilidad inicial p , siendo mayor la dependencia espacial al incrementarse p .

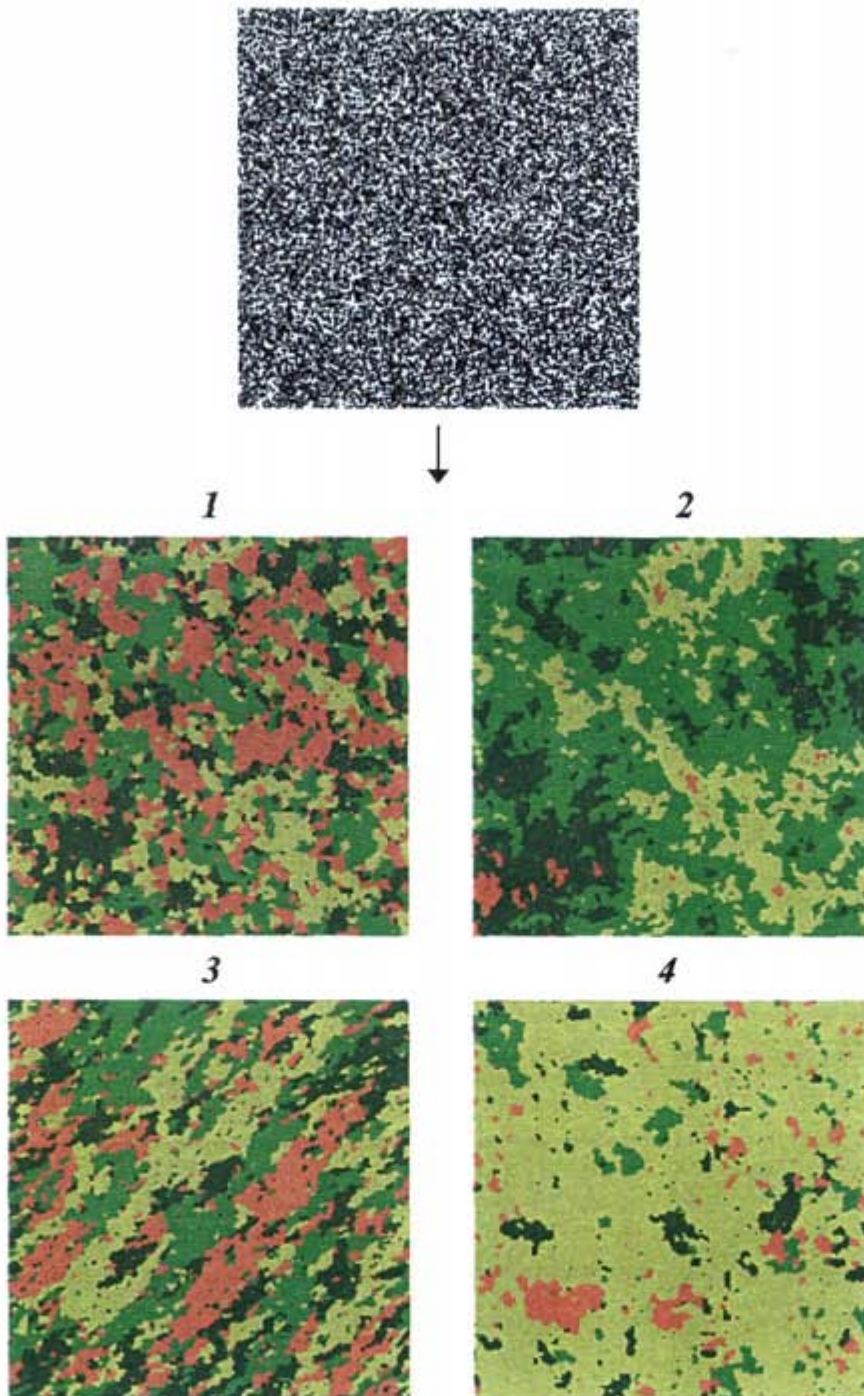


Figura 3.7. Cuatro patrones CAM obtenidos a partir del mismo mapa de percolación (arriba, $p=0.5$). Los cuatro patrones tienen el mismo número de clases ($n=4$) y un tamaño de 200×200 píxeles, pero se han obtenido para distintos valores del resto de parámetros de simulación. En particular, el patrón 3 ha sido generado fijando un criterio de vecindad asimétrica en el paso B de la simulación, por lo que presenta anisotropía.

Es importante hacer notar que el método CAM es un método estocástico, que puede proporcionar infinitas de simulaciones distintas para los mismos valores de los parámetros de simulación, que difieren en la localización exacta de los píxeles en el patrón, pero que son semejantes en sus características espaciales globales (Saura 1998), como se aprecia en la figura 3.8. Las estructuras espaciales que aparecen en los mapas temáticos han sido tradicionalmente difíciles de replicar mediante métodos de generación de imágenes (Palmer 1992). La aparente carencia de orden e irregularidad de sus características han hecho que el problema no haya sido abordable con los métodos proporcionados por la geometría euclídea clásica; cuadrados, círculos u cualquier otra formas geométrica bien establecidas no replican con éxito las estructuras que se presentan en la realidad. Ante estas deficiencias, y a la vista de la irregularidad o posible grado de aleatoriedad de este tipo de estructuras temáticas, los métodos estocásticos de simulación han surgido como el enfoque prometedor que permite simularlas adecuadamente, y en este contexto se encuadra el método CAM (Saura y Martínez-Millán, 2000b).

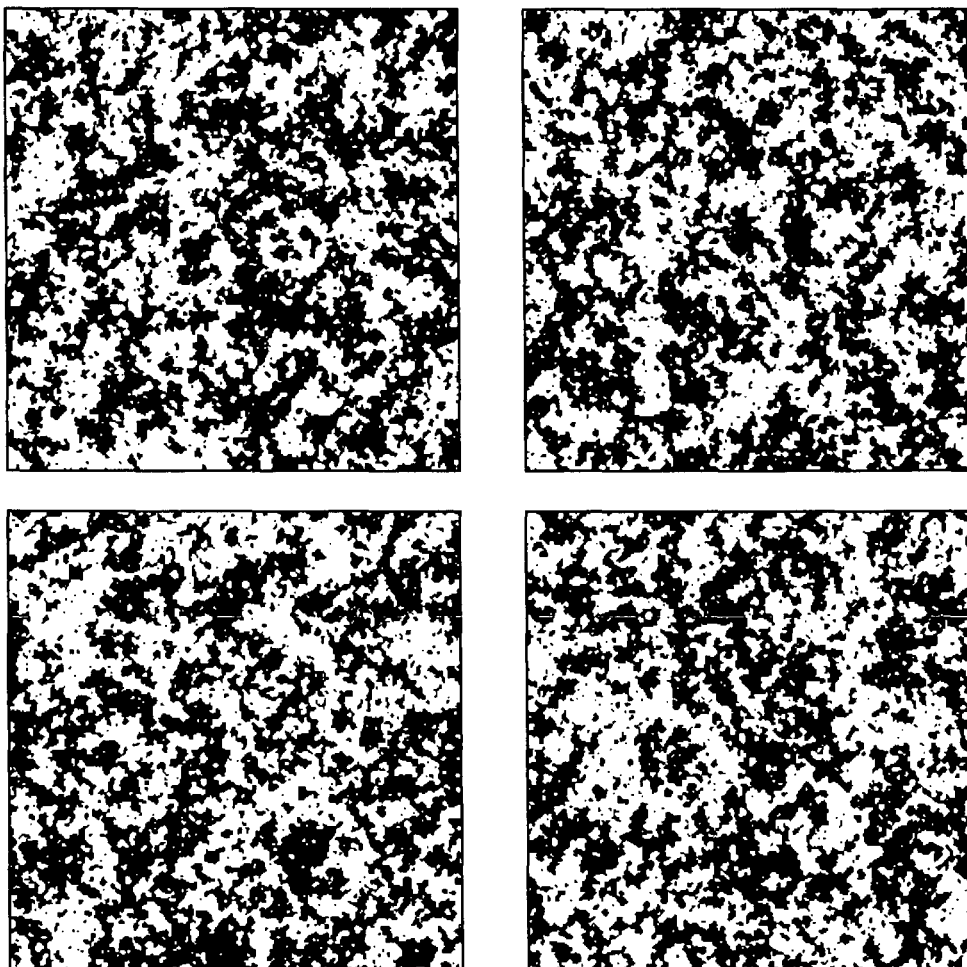


Figura 3.8. Cuatro realizaciones estocásticas del método CAM obtenidas para los mismos valores de los parámetros de simulación ($p=0.5$, $Ac=50\%$, 300×300 píxeles). Estos cuatro patrones difieren en la localización exacta de los píxeles de cada una de las clases, pero son similares en su estructura espacial global.

Todos los algoritmos necesarios para la simulación de los patrones temáticos mediante el método CAM han sido implementados en un programa informático propio y específico, SIMMAP 2.0, programado en C++ Builder, y con el que se han generado todas las simulaciones CAM consideradas en esta tesis. SIMMAP incorpora también los algoritmos necesarios para el cálculo de los índices espaciales sobre las imágenes simuladas. Las características de este programa informático se describen con mayor detalle en el anexo A.

3.4. Consideraciones acerca del realismo y características del método CAM

En las figuras 3.5, 3.6, 3.7 y 3.8 (y las del anexo A) se puede apreciar que los patrones CAM tienen una apariencia notablemente realista, dado su aspecto teselado y con contornos irregulares, similar al que presentan habitualmente los patrones del paisaje.

Para evaluar el realismo de las simulaciones de manera objetiva y cuantitativa, y mostrar sus mejoras respecto a otros métodos de simulación disponibles, se generó mediante el programa SIMMAP (anexo A) un conjunto de simulaciones CAM binarias (dos clases), en las que se calculó (a nivel de clase) el número de teselas (NT), la longitud de bordes (EL) y el índice de cohesión (IC). Estos índices se seleccionaron porque sus valores pueden ser comparados con los correspondientes a otros métodos de simulación y paisajes reales que han sido publicados previamente, y porque son especialmente apropiados para discriminar entre los patrones CAM y los estrictamente aleatorios (mapas de percolación). Todas las simulaciones CAM se generaron con un tamaño de 400x400 píxeles, y utilizando el criterio de vecindad-4 para la identificación de los conglomerados (paso B de la simulación). La abundancia de la clase (A_c) se varió desde el 1 hasta el 99%, con intervalos del 1% (99 casos), y la probabilidad inicial p se varió desde 0.01 hasta 0.6 con intervalos de 0.01 (60 casos). En total, se generaron 5940 simulaciones, en las que la abundancia y fragmentación de la clase se variaron independiente y sistemáticamente. También se generaron mapas de percolación de 400x400 píxeles con la misma abundancia de las clases (del 1 al 99% con intervalo 1%, 99 casos), generando 10 repeticiones para cada uno de esos 99 casos, lo que constituye un total de 990 imágenes aleatorias.

El número de teselas y longitud de bordes obtenidos se muestran en las figuras 3.9 y 3.10, en las que los valores correspondientes a los mapas de percolación se indican mediante una línea continua. Los mapas estrictamente aleatorios, que se obtienen como un caso particular cuando $p=0$, producen los patrones más fragmentados de aquellos que pueden generarse con el método CAM. Por debajo de este límite de valores máximos de NT y LB, se puede obtener cualquier grado de fragmentación variando adecuadamente la probabilidad inicial p . El límite superior para los valores de

NP y EL en el método CAM no limita en ningún caso su utilidad como modelo del paisaje; Gardner *et al.* (1991) mostraron que los patrones de paisajes reales tienen muchas menos teselas y longitud de bordes que los patrones de percolación con la misma abundancia de la clase. Los valores de NT y LB en función de A_c obtenidos por Gardner *et al.* (1991) para 27 paisajes (clasificados en zonas forestales y no forestales) se pueden reproducir con el método CAM, como queda de manifiesto al comparar las figuras 3.9 y 3.10 en esta tesis con la figura 5 en Gardner *et al.* (1991).

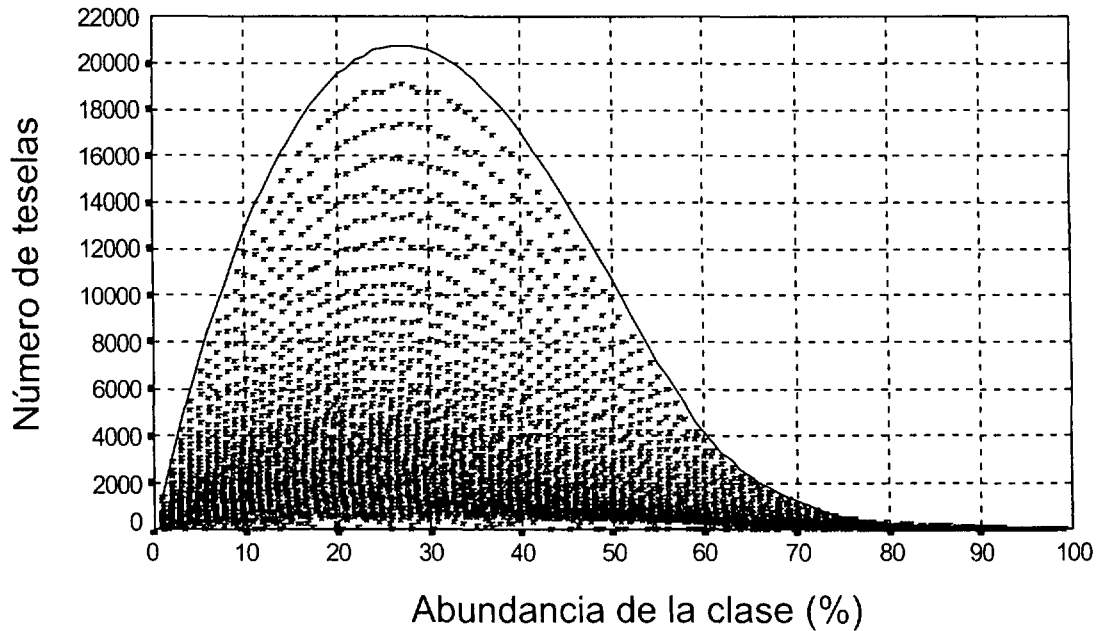


Figura 3.9. Número de teselas en función de la abundancia de la clase en las simulaciones CAM.

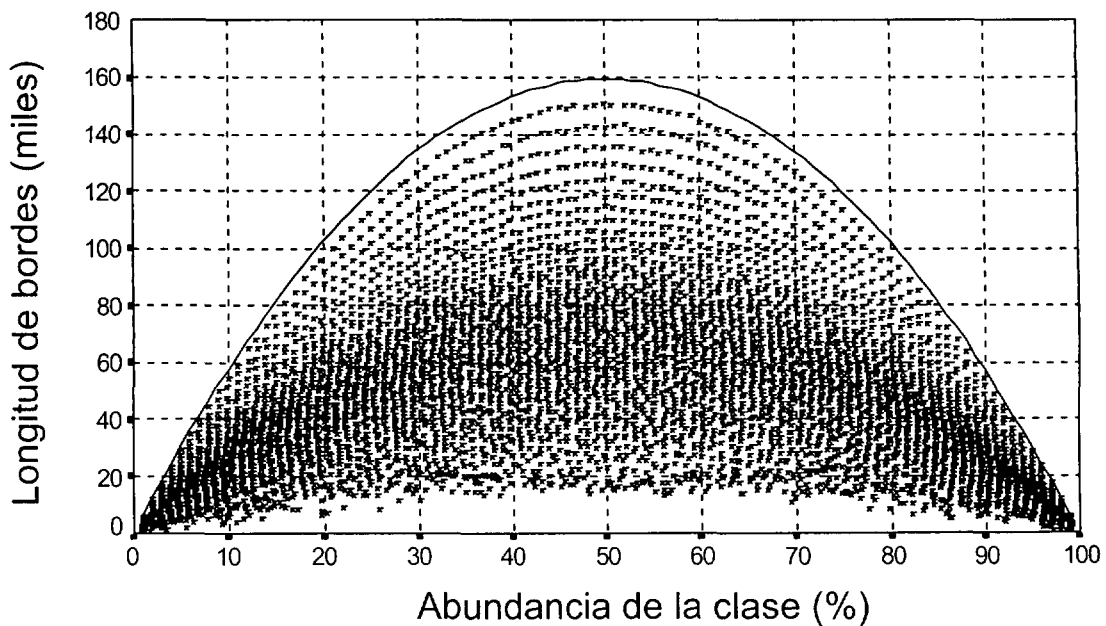


Figura 3.10. Longitud de bordes en función de la abundancia de la clase en las simulaciones CAM.

Para confirmar estos resultados, se comparó el número de teselas de los paisajes reales estudiados por Turner y Ruscher (1988) y Turner (1990) con los valores de este mismo índice medidos en función de A_c en las simulaciones CAM (Saura y Martínez-Millán 2000a). Esos datos espaciales reales fueron obtenidos a partir de fotografías aéreas en blanco y negro en diez condados de Georgia (USA), con escalas entre 1:20.000 y 1:60.000. En total, se extrajeron 177 casos de esos datos, incluyendo nueve tipos de cubierta (urbano, agrícola, pastos, bosques de coníferas, bosques de frondosas, masas de agua, etc.) y cuatro regiones fisiográficas diferentes. A pesar de la variedad de los datos, el método CAM fue capaz de replicar todos los valores de NT observados en esos paisajes (figura 3.11). En la figura 3.11 el número de teselas correspondiente a $p=0.1$ se representa con una línea continua, para destacar que con $p \geq 0.1$ se pudieron reproducir 173 de los 177 datos analizados (97,7%). Esto muestra que los valores demasiado bajos de la probabilidad inicial p no son adecuados para la simulación de los patrones del paisaje, ya que se obtienen patrones mucho más fragmentados que los que se presentan en la realidad. De hecho, valores muy bajos de p producen resultados demasiado cercanos a la completa independencia espacial; en el caso extremo ($p=0$) el resultado es simplemente un mapa estrictamente aleatorio que dista mucho de asemejarse a los paisajes reales (figura 3.11). Las mismas conclusiones son válidas para el caso de la longitud de bordes, como pone de manifiesto la comparación de la figura 3.10 con la figura 5 en Gardner *et al.* (1991). La máxima longitud de bordes se alcanza cuando la abundancia de la clase es del 50% (figura 3.10), de manera similar a lo que ocurre en datos espaciales derivados de imágenes de satélite (Traub 1997).

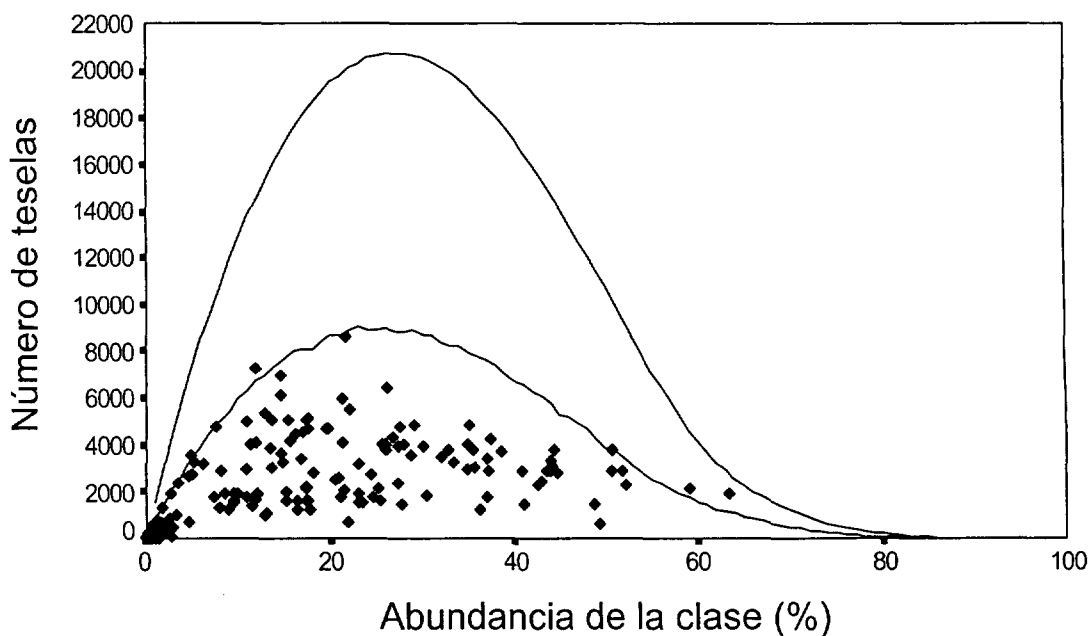


Figura 3.11. Comparación entre el número de teselas en los paisajes de Georgia (rombos grandes) y en las simulaciones CAM. La línea continua superior corresponde a los mapas de percolación (simples mapas aleatorios, $p=0$) mientras que la línea continua inferior corresponde a los patrones CAM obtenidos para $p=0.1$.

Se pone de manifiesto que ningún modelo del paisaje que produzca un solo valor de NT o LB para una determinada abundancia de la clase puede ser capaz de replicar la variedad de casos que se dan en los paisajes reales, ya que para la misma abundancia de la clase se puede presentar un rango más o menos amplio de valores de cada uno de los índices (e.g. figura 3.11). En este sentido, el método CAM proporciona una variación continua de los valores de esos índices espaciales, lo que supone una mejora significativa sobre varios de los modelos del paisaje disponibles anteriormente.

Sin embargo, estos dos índices (NT y LB) podrían tener una débil correlación con algunos procesos ecológicos como la dispersión de poblaciones animales, ya que los índices que no consideran el área de las teselas pueden estar considerablemente sesgados por las teselas de menor tamaño, que contribuyen escasamente a la facilidad de dispersión (Schumaker 1996). Schumaker propuso el índice de cohesión (IC) que, de acuerdo al modelo de dispersión que desarrolló, está mejor correlacionado con la tasa de éxito en la dispersión de las poblaciones que otros índices del paisaje usados habitualmente. Schumaker calculó el valor de IC para los bosques maduros del Noroeste del Pacífico (USA), variando la abundancia de la clase entre el 1% y el 33.4%. Los valores de IC obtenidos estaban en la mayor parte de los casos por encima de 0.9, y sólo se obtuvieron valores menores cuando la clase era muy poco abundante, pero siempre mayores de 0.8. Los valores de IC para los patrones simulados CAM se muestran en la figura 3.12. Esta figura ilustra que el método CAM permite obtener patrones con altos valores de IC para cualquier abundancia de la clase, al igual que ocurre en los paisajes reales examinados por Schumaker. Por tanto, el método CAM es capaz de replicar los valores de los índices espaciales que se dan en los paisajes reales, incluso con índices que parecen tener una fuerte correlación con procesos ecológicos. De nuevo, los valores de IC para los mapas de percolación son muy diferentes de los observados en los paisajes reales (figura 3.12), como ya destacó Schumaker (1996), que al comparar los valores del índice de cohesión en paisajes reales y mapas de percolación, afirmó que "este análisis sugiere que la relación observada aquí entre el índice de cohesión y el éxito en la dispersión se deriva de una propiedad característica de los paisajes reales que no se presenta en paisajes artificiales simples, y que los estudios acerca de patrones simulados podrían entonces clarificar escasamente en qué medida la fragmentación del hábitat altera realmente la conectividad (...). Estas observaciones sugieren que el uso de paisajes generados por ordenador podría sobreestimar el valor de pobres predictores de la calidad ecológica y minusvalorar la utilidad de otros índices más valiosos". Queda de manifiesto cómo estas consideraciones, muy pertinentes al analizar las propiedades espaciales de los mapas de percolación, quedan subsanadas y superadas por el método CAM (figura 3.12). La diferencia en la pendiente en función de A_c de los valores IC que se muestra en la figura 3.12 y la de la figura 5 en el artículo de Schumaker (1996) se debe al diferente criterio de vecindad utilizado en ambos estudios (aquí se ha adoptado la vecindad-4, mientras que Schumaker aplicó la vecindad-8). Cada una de las líneas tiende a igualar

a 1 cerca del umbral de percolación, que se produce en valores diferentes en ambos casos (en torno al 59.3% de abundancia de la clase para vecindad-4, y alrededor del 40.7% para vecindad-8).

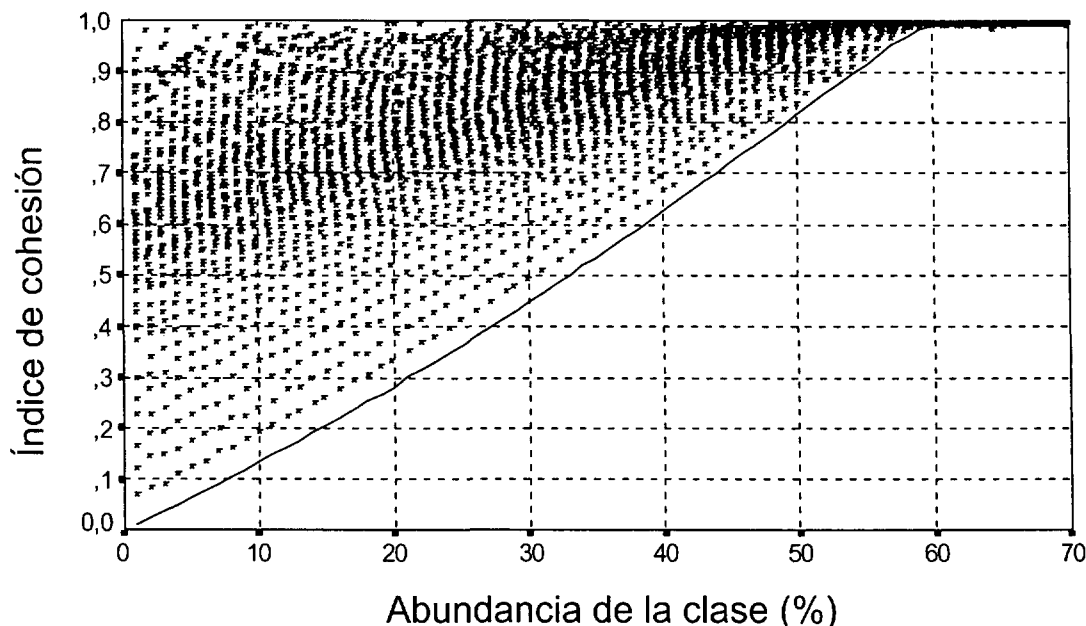


Figura 3.12. Valores del índice de cohesión en función de la abundancia de la clase (A_c) en las simulaciones CAM. La línea continua señala los valores del índice de cohesión correspondientes a los mapas de percolación ($p=0$).

En definitiva, el propuesto método CAM supone una significativa mejora en este contexto, al proporcionar resultados más generales y realistas que los de otros modelos del paisaje que se han utilizado frecuentemente. Más realistas porque los resultados presentados aquí muestran que el método CAM es capaz de replicar los valores de los índices considerados en función de la abundancia de la clase. Y más generales porque los resultados proporcionados por otros métodos de simulación son o podrían ser considerados como casos particulares de la amplia variedad de patrones espaciales que permite generar el método CAM.

3.5. Interés de las simulaciones CAM en el contexto de esta tesis

Aparte de las consideraciones acerca del grado de realismo de las simulaciones CAM realizadas en el apartado anterior, existen varias razones que motivan el uso de la simulación espacial, y en particular, del método CAM, en el contexto de esta tesis.

El uso de los patrones simulados CAM presenta dos ventajas principales sobre el uso de un determinado conjunto de datos reales (Saura y Martínez-Millán 2001). En primer lugar, el método CAM permite controlar separadamente los distintos factores que influyen en el comportamiento de los índices del paisaje; la abundancia de la

clase, la fragmentación y los propios componentes de la escala (extensión espacial, unidad mínima cartografiada y tamaño del píxel) pueden ser controlados y fijados independientemente, y por tanto, sus efectos en los índices espaciales quedan así convenientemente separados y aislados. Li y Reynolds (1994) adujeron razones similares, y usaron imágenes categóricas simuladas porque en su experimento era fundamental tener un control detallado de las características de heterogeneidad de los mapas. En segundo lugar, el método CAM genera una gran cantidad y variedad de configuraciones espaciales. Esto hace posible obtener resultados más generales que mediante el análisis de unos datos reales concretos (Polidori 1994), que podrían no ser aplicables a otras áreas con diferentes características espaciales ni ser comparables con los resultados de otros autores en otras zonas de estudio. Como pusieron de manifiesto Qi y Wu (1996), el efecto en los índices del cambio de escala varía en su magnitud y sentido de variación cuando se consideran datos del paisaje con diferentes características espaciales; Turner *et al.* (1989b) y O'Neill *et al.* (1996) obtuvieron conclusiones similares. Por tanto, la facultad de generar una variedad de patrones suficientemente amplia mediante el método CAM es especialmente valiosa en el contexto de esta tesis. Otras razones que aconsejan el uso de la simulación espacial son las dadas por Li *et al.* (1993), que adoptaron la simulación mediante computadoras porque la captación de datos en campo no era posible, debido a dificultades experimentales, económicas, de tiempo, y de escasa disponibilidad de zonas de estudio apropiadas. También, Lam (1990) afirmó que el uso de imágenes simuladas es especialmente apropiado en el marco de estudios teóricos que impliquen el análisis de un gran número de imágenes, como es precisamente el caso de esta tesis doctoral.

4. EFECTO DE LA EXTENSIÓN ESPACIAL EN LOS ÍNDICES DEL PAISAJE

4. EFECTO DE LA EXTENSIÓN ESPACIAL EN LOS ÍNDICES DEL PAISAJE

4.1. Introducción

Diversos autores han puesto de manifiesto que la extensión espacial de los datos sobre los que se calculan los índices del paisaje tiene una considerable influencia en los valores de los mismos (Gardner *et al.* 1987, Turner *et al.* 1989b, Hunsaker *et al.* 1994, O'Neill *et al.* 1996). En general estos estudios se han centrado en detectar estos efectos, pero no abordan el problema de una manera detallada y sistemática. La ecología del paisaje proporciona pocas indicaciones acerca de cómo se deben muestrear los patrones del paisaje, y los índices espaciales pueden ser especialmente difíciles de estimar a partir de un subconjunto de datos espaciales (Hunsaker *et al.* 1994). Por ello, en general se recomienda simplemente no comparar los índices del paisaje derivados de datos con distinta extensión espacial (Turner *et al.* 1989a).

Sin embargo, existe la necesidad de comparar patrones con distinta extensión espacial (Saura y Martínez-Millán 2001). En primer lugar, para detectar y discriminar las características espaciales de distintas partes de un mismo paisaje (e.g. Olsen *et al.* 1993, O'Neill *et al.* 1996); por ejemplo, para localizar áreas de alta diversidad o donde el hábitat está más amenazado por la pérdida de conectividad del mismo, o para identificar áreas donde la fiabilidad de las clasificaciones de las imágenes de satélite puede verse reducida por la disección de los patrones y el consiguiente incremento en el número de píxeles espectralmente mezclados (e.g. Jeanjean y Achard 1997). También, en muchas ocasiones los límites de las unidades del paisaje a analizar no pueden definirse arbitrariamente, sino que vienen impuestos por divisiones administrativas o ecológicas, lo que implica el trabajar con zonas de distinta extensión espacial. En otros casos, limitaciones económicas o computacionales pueden hacer imposible calcular los índices espaciales para todo el paisaje (e.g. Sachs *et al.* 1998). En todos estos casos, es necesario conocer cómo influye la extensión espacial en los valores de los índices, y cuándo esos valores son comparables entre datos con distinta extensión. Incluso si todos los patrones analizados tienen la misma extensión espacial, es necesario conocer el efecto que el uso de un determinado tamaño de muestra espacial pueda introducir en los valores de aquellos índices que se pretenden correlacionar directamente con distintos procesos, ya sean ecológicos o de otra naturaleza (Zöhrer 1978, Schumaker 1996, Jaeger 2000).

4.2. Materiales y métodos

La metodología adoptada para analizar la influencia de este componente de la escala en los índices de configuración del paisaje consiste en obtener un amplio conjunto de datos espaciales con distinta extensión derivados tanto de simulaciones

CAM como de la cartografía CORINE (CEC, 1993), en los que se calcula y compara el valor de los índices correspondientes a cada extensión espacial. El análisis se realizará basándose principalmente en las simulaciones CAM, al permitir éstas generar un amplio abanico de patrones en los que se puede variar su extensión manteniendo al mismo tiempo constantes el resto de aspectos (e.g. composición espacial de los patrones) que influyen en el valor de los índices del paisaje (Saura y Martínez-Millán, 2001). Para contrastar y, en su caso, validar las conclusiones obtenidas a partir de las simulaciones CAM, se analizará también un conjunto de datos derivados de la cartografía CORINE, tal y como se describe en los apartados siguientes.

4.2.1. Datos espaciales generados mediante simulaciones CAM

Para analizar la influencia de la extensión espacial en los índices de configuración del paisaje se generaron simulaciones CAM binarias (con dos clases) con tamaños $L=400$, $L=300$, $L=200$, $L=100$ y $L=50$ (donde L es la longitud en píxeles del lado de la imagen y L^2 el número total de píxeles en la misma). Para considerar un amplio abanico de disposiciones espaciales, la abundancia de la clase analizada (A_c) se varió del 10% al 90% (con un intervalo del 10%), y a la probabilidad inicial p se le asignó los valores 0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.45, 0.5, 0.525, 0.55 y 0.575 (10 casos), lo que constituye un total de 90 disposiciones espaciales diferentes. Para obtener en cada uno de esos casos valores medios de los índices estadísticamente robustos, se generaron 10 realizaciones para el tamaño de la imagen $L=400$, lo que supone un total de $1.6 \cdot 10^6$ píxeles analizados para cada una de las 90 combinaciones de A_c y p para $L=400$. Para hacer las estimaciones para otros valores de L igualmente significativas, se generaron el número de realizaciones necesarias para obtener el mismo número de píxeles totales (por ejemplo, en el caso $L=100$ se generaron 100 simulaciones CAM para cada uno de las combinaciones de A_c y p).

Para analizar el efecto de la extensión espacial en los índices del paisaje se utilizaron simulaciones independientes (figura 4.1), para asegurar la ausencia de correlación estadística entre las estimaciones correspondientes a distintos valores de L . Un muestreo anidado sobre la misma imagen no se puede utilizar satisfactoriamente para estos fines, ya que no permite controlar la abundancia de las clases en cada una de las subimágenes definidas sobre el patrón original (lo que es especialmente obvio si el patrón es agregado). La abundancia de la clase influye fuertemente en los valores de los índices espaciales, como han puesto de manifiesto diversos autores (e.g., Gustafson y Parker 1992, Traub 1997, Hargis *et al.* 1998). Por tanto, un estudio en el que la abundancia de la clase no fuera controlada específicamente tendría escaso interés, dado que las variaciones de los índices con la extensión espacial estarían confundidas con las debidas a cambios en la abundancia de las clases. En estudios previos de la influencia de la extensión espacial en los índices del paisaje (Turner *et al.* 1989b, O'Neill *et al.* 1996, Hunsaker *et al.* 1994), los efectos de la abundancia de la clase y la extensión espacial se encontraban mezclados, haciendo difícil extraer

conclusiones específicas y claras sobre el comportamiento de los índices a este respecto. En este estudio, las simulaciones CAM hacen posible obtener patrones en los que se varía la extensión espacial (L) mientras que la abundancia de la clase (A_c) y la fragmentación (p) se mantienen constantes. Las simulaciones CAM obtenidas para los mismos valores de p y A_c pero diferentes extensiones (L) pueden considerarse como muestreos de distinto tamaño en un patrón con similares características espaciales (figura 4.1). De este modo podemos estimar si un índice es sensible o no, y en qué grado, a los cambios en la extensión espacial de los datos.

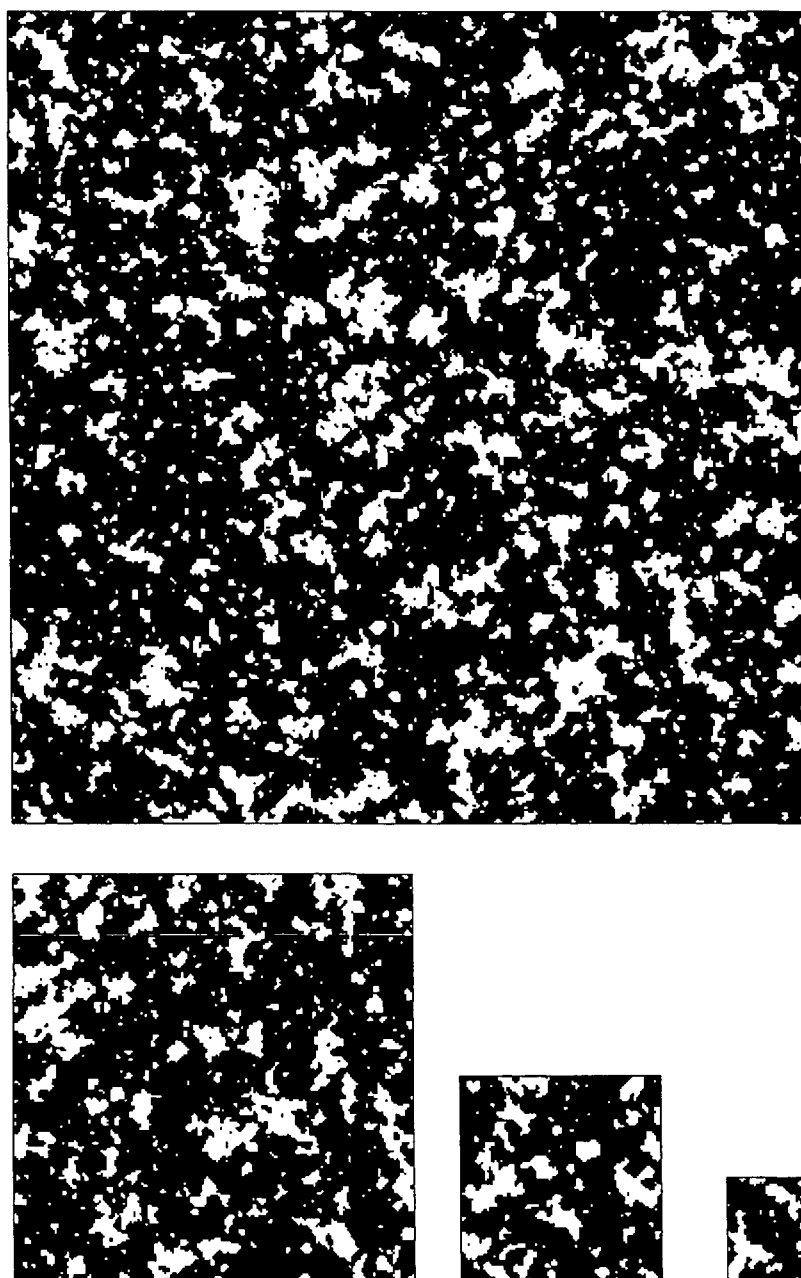


Figura 4.1. Simulaciones CAM generadas para los mismos valores de los parámetros de simulación ($p=0.5$, $A_c=25\%$ y 75%) pero con diferente extensión espacial ($L=400$, 200 , 100 y 50 , siendo L^2 el número total de píxeles en las imágenes). Estas simulaciones se pueden considerar como muestras de distinto tamaño en un patrón con semejantes características espaciales.

4.2.2. Datos espaciales derivados de la cartografía CORINE

Para contrastar y, en su caso, validar los análisis realizados mediante las simulaciones CAM se analizaron los datos de la cartografía CORINE (CEC, 1993) correspondientes a la Península Ibérica (figura 4.2), estando disponibles en formato matricial, y siendo una hectárea el tamaño de cada píxel. La cartografía CORINE es la única que proporciona una información homogénea acerca de la distribución de los tipos de vegetación y usos del suelo en la Unión Europea; tiene una escala 1:100.000, una unidad mínima cartografiada teórica de 25 hectáreas y clasifica el territorio en 44 categorías. Se ha obtenido mediante la fotointerpretación de imágenes de satélite, fotografías aéreas y el empleo de información cartográfica auxiliar (CEC, 1993).

Los datos espaciales considerados incluyen toda la España peninsular, las Islas Baleares, Portugal y parte del sur de Francia (figura 4.2); en total en torno a 70 millones de hectáreas de territorio. Este gran conjunto de datos se dividió en 35 partes completas de extensión $L=1600$ píxeles, 140 de $L=800$, 560 de $L=400$ y 2240 de $L=200$ píxeles (figura 4.3).

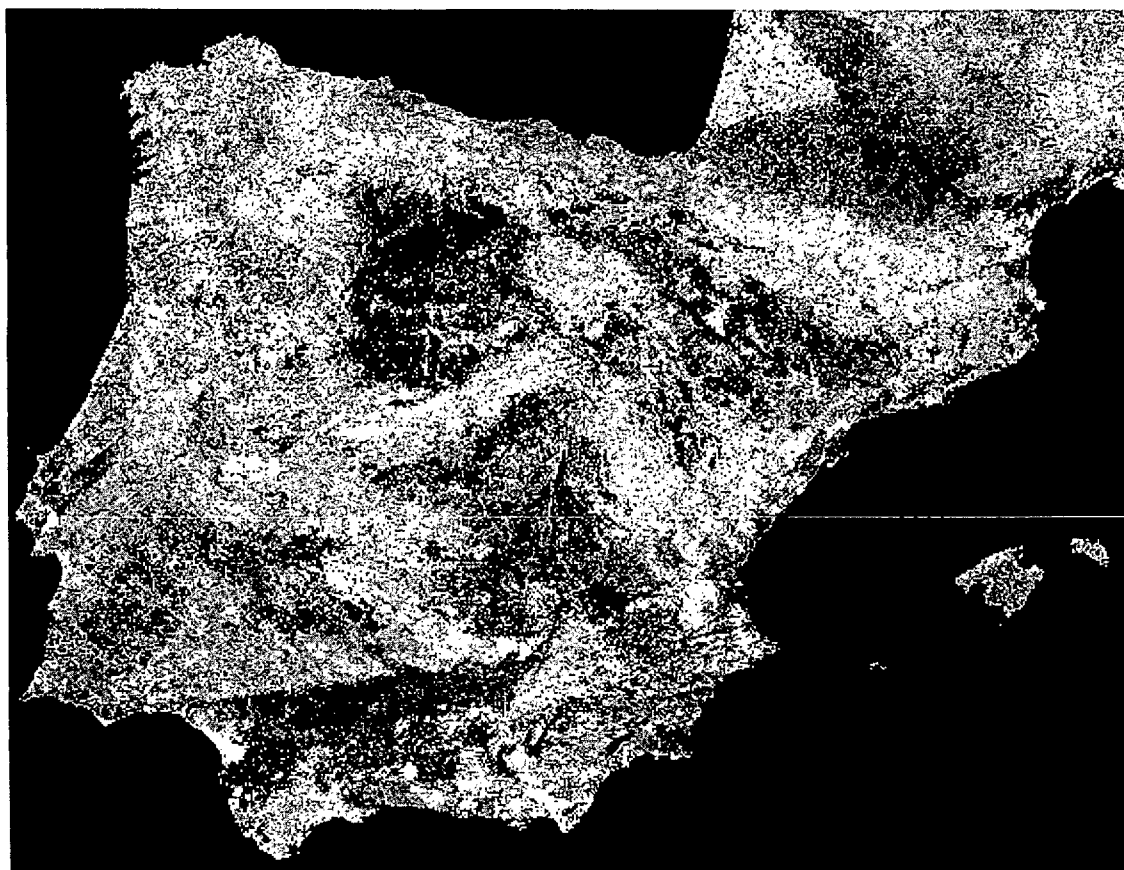


Figura 4.2. Datos CORINE utilizados para analizar el efecto de la extensión espacial. El tamaño total de la imagen es de 12289 x 9367 píxeles, siendo una hectárea la superficie representada por cada píxel.

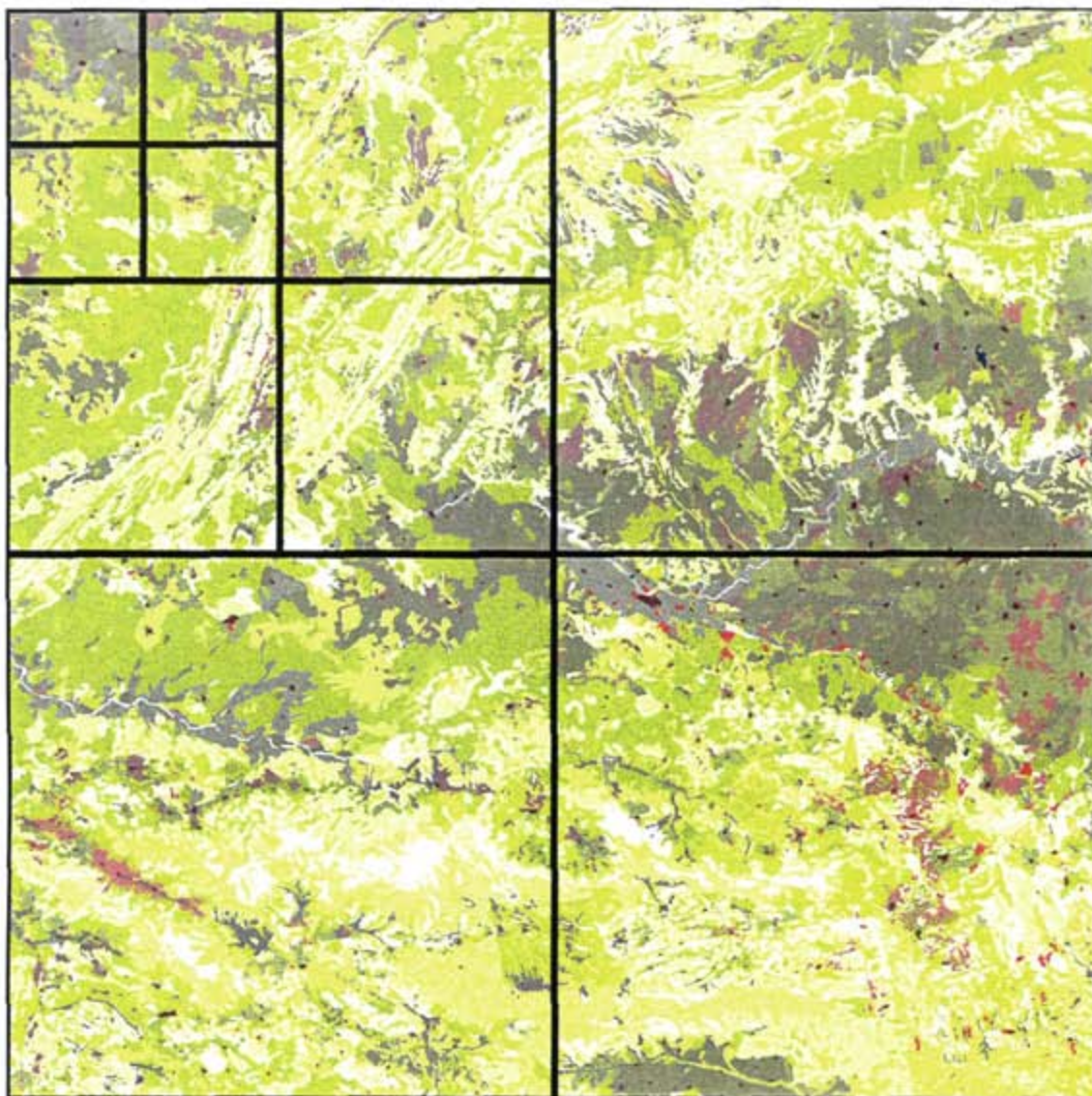


Figura 4.3. Aspecto de una de las 35 partes de 1600x1600 píxeles en las que se dividieron los datos CORINE. A su vez cada una de estas partes se dividió sucesivamente en otros de tamaño menor: 800x800, 400x400, y 200x200 píxeles. En la figura se indican mediante líneas negras las divisiones que dan lugar a las partes de distinta extensión espacial (sólo se incluye una de las divisiones en imágenes menores).

En cada una de las partes de distinta extensión espacial (L) se calcularon los valores de los índices del paisaje mediante aplicaciones informáticas programadas en C++ y desarrolladas específicamente para estos fines. A partir de estos datos, se determinó el valor de cada índice correspondiente a toda la Península Ibérica como suma o media (dependiendo del carácter aditivo o no de cada índice; se especifica para cada caso en los apartados siguientes) de los valores estimados en zonas de distinta extensión espacial. Ello permite estimar las variaciones en los valores de los índices debidas a la división de la información espacial en unidades de una determinada extensión.

4. EFECTO DE LA EXTENSIÓN ESPACIAL

	L	p=0.55			p=0.5			p=0.4			p=0		
		Abundancia clase (%)			Abundancia clase (%)			Abundancia clase (%)			Abundancia clase (%)		
		20	50	80	20	50	80	20	50	80	20	50	80
DT	400	4.175	3.246	0.934	7.056	3.708	0.552	12.763	4.794	0.262	121.774	66.978	1.543
	200	4.181	3.151	0.937	6.907	3.942	0.598	13.158	5.061	0.335	121.751	67.553	1.593
	100	4.068	3.386	1.081	6.887	4.308	0.696	13.367	5.875	0.438	122.325	69.540	1.853
TMT	400	47.90	154.04	856.53	28.35	134.84	1449.28	15.57	104.30	3053.44	1.64	7.47	518.47
	200	47.84	158.68	853.79	28.96	126.84	1337.79	15.20	98.79	2388.06	1.64	7.40	502.20
	100	49.16	147.67	740.06	29.04	116.06	1149.43	14.96	85.11	1826.48	1.63	7.19	431.73
DB	400	5.441	8.691	5.307	7.739	11.977	7.680	10.911	17.041	10.967	31.993	50.042	32.039
	200	5.603	8.557	5.483	7.665	12.073	7.723	10.943	17.044	10.924	31.967	49.979	32.055
	100	5.661	8.379	5.556	7.646	11.890	7.607	10.923	17.040	10.857	31.961	50.000	32.027
DBI	400	0.357	2.259	4.045	0.148	2.988	6.852	0.042	2.906	10.363	0.001	1.052	31.128
	200	0.297	1.715	3.583	0.124	2.171	6.238	0.036	2.699	9.841	0.000	1.049	30.560
	100	0.268	1.249	2.582	0.113	1.604	5.055	0.031	2.030	8.763	0.001	1.051	29.323
TMX	400	2.382	25.227	79.532	0.719	22.436	80.283	0.185	15.912	80.624	0.012	0.261	79.785
	200	4.618	31.493	79.196	1.868	25.571	80.121	0.565	23.062	80.616	0.037	0.845	79.753
	100	8.453	34.256	78.318	3.979	29.102	79.850	1.640	23.779	80.535	0.121	2.290	79.747
ID	400	0.998	0.918	0.359	1.000	0.931	0.352	1.000	0.965	0.341	1.000	1.000	0.362
	200	0.996	0.884	0.352	0.999	0.920	0.337	1.000	0.933	0.307	1.000	0.999	0.357
	100	0.986	0.859	0.302	0.996	0.896	0.245	0.999	0.924	0.241	1.000	0.997	0.330
IC	400	0.949	0.992	0.999	0.904	0.992	0.999	0.827	0.988	0.999	0.285	0.818	0.999
	200	0.945	0.989	0.998	0.902	0.986	0.999	0.824	0.985	0.999	0.285	0.819	0.998
	100	0.941	0.983	0.997	0.900	0.979	0.998	0.824	0.975	0.998	0.283	0.814	0.998
IFM	400	1.201	1.198	1.119	1.221	1.247	1.097	1.217	1.351	1.086	1.046	1.289	1.019
	200	1.221	1.231	1.152	1.229	1.295	1.142	1.214	1.372	1.144	1.046	1.287	1.035
	100	1.251	1.274	1.241	1.238	1.337	1.296	1.213	1.418	1.337	1.046	1.282	1.086
IFP	400	2.474	6.807	2.636	1.994	8.983	2.255	1.620	10.502	2.046	1.118	2.671	2.172
	200	2.378	4.828	2.433	1.936	5.822	2.269	1.587	7.809	1.977	1.118	2.658	2.166
	100	2.131	3.069	2.216	1.865	3.815	2.133	1.576	4.730	1.974	1.115	2.565	2.165
DF	400	1.222	1.244	1.183	1.229	1.280	1.158	1.232	1.338	1.133	1.295	1.488	1.153
	200	1.227	1.256	1.176	1.228	1.293	1.161	1.228	1.340	1.134	1.296	1.487	1.156
	100	1.227	1.247	1.176	1.227	1.290	1.159	1.227	1.349	1.167	1.294	1.483	1.174

Tabla 4.1. Valores medios de los índices del paisaje medidos en tres extensiones espaciales diferentes (L=400, 200 and 100), para algunos casos representativos de la fragmentación (p) y abundancia de la clase en las simulaciones CAM.

4. EFECTO DE LA EXTENSIÓN ESPACIAL

	<i>p</i> =0.55			<i>p</i> =0.5			<i>p</i> =0.4			<i>p</i> =0		
	Abundancia clase (%)			Abundancia clase (%)			Abundancia clase (%)			Abundancia clase (%)		
	20	50	80	20	50	80	20	50	80	20	50	80
<i>DT</i>	3.392	-4.398	-4.634	5.325	-18.932	-4.536	-19.070	-34.116	-5.541	-17.374	-80.854	-9.781
<i>TMT</i>	-0.038	0.190	3.481	-0.021	0.561	8.962	0.018	0.574	36.672	0.000	0.008	2.593
<i>DB</i>	-5.668	8.044	-6.414	2.392	2.255	1.881	-0.302	0.034	2.841	0.828	1.091	0.330
<i>DBI</i>	2.588	29.111	42.345	1.009	39.878	52.411	0.319	25.455	47.589	-0.002	0.249	57.839
<i>TMX</i>	-17.443	-25.940	3.486	-9.366	-19.150	1.246	-4.180	-22.602	0.256	-0.314	-5.829	0.111
<i>ID</i>	4.040	18.945	18.267	1.086	11.483	34.484	0.328	13.037	32.572	0.032	0.971	10.356
<i>IC</i>	13.951	17.484	2.795	7.059	22.623	2.166	4.879	23.590	1.860	2.913	6.399	1.963
<i>IFM</i>	-68.531	-103.555	-167.853	-22.929	-124.316	-273.823	5.710	-91.948	-344.137	0.833	9.232	-92.255
<i>IFP</i>	14.172	154.585	17.394	5.345	213.663	5.018	1.808	238.666	2.947	0.098	4.380	0.270
<i>DF</i>	-7.010	-4.195	11.089	3.506	-16.745	-2.712	8.242	-16.585	-55.367	1.498	9.137	-34.708

Tabla 4.2. Sensibilidad (*S*) a la extensión espacial de los diez índices analizados, para distintos casos de la fragmentación (*p*) y abundancia de la clase (*A_c*) en las simulaciones CAM. Cuanto mayor es *S*, mayor es la sensibilidad del índice. Valores positivos de *S* indican que el índice tiende a aumentar con extensiones espaciales mayores y viceversa.

4.3. Resultados y discusión

En la tabla 4.1 se muestran los valores medios de los índices en imágenes CAM de tamaños $L=400$, 200 y 100, para algunos casos representativos de la fragmentación (controlada por p) y abundancia de la clase (A_c).

La variación con L de la mayoría de los índices depende, como cabía esperar, de las características de los patrones analizados (determinadas por p y A_c en las simulaciones CAM). En la tabla 4.1 se puede apreciar que las variaciones de los índices son, en general, mayores cuando el patrón no está muy fragmentado (valores altos de p), aunque hay excepciones. Lo que ocurre es que, cuando la disposición del paisaje es más agregada, la variabilidad se produce en escalas mayores, y es por tanto necesario una mayor extensión espacial para "capturar" las transiciones o bordes entre las clases y para definir adecuadamente las formas de las teselas. Por ejemplo, cuando $A_c=50\%$, las diferencias entre los valores de DBI y IFP medidos en imágenes con $L=400$ y $L=100$ son 160 (DBI) y 48 (IFP) veces mayores para $p=0.5$ que para $p=0$ (para $p=0$ las simulaciones CAM producen un mapa de percolación), como se muestra en la tabla 4.1. Por tanto, el análisis de la sensibilidad a la extensión espacial realizado por Gardner *et al.* (1987) utilizando mapas de percolación puede subestimar fuertemente las variaciones que caben esperar en los paisajes reales. Esta relación entre fragmentación y sensibilidad a la extensión espacial la detectaron también O'Neill *et al.* (1996), que encontraron diferentes variaciones en los índices espaciales en tres regiones distintas, y concluyeron que la menor sensibilidad en una de ellas era debido a que "la región está altamente diseccionada, algo parecido a un tablero de ajedrez. En estas circunstancias, el menor tamaño de muestreo parece adecuado para reflejar el patrón básico del paisaje".

Para cuantificar la sensibilidad de los índices ante cambios en la extensión espacial, adaptamos a este caso la ecuación 2.15, obteniendo la siguiente expresión:

$$S = 100 \frac{I^{400} - I^{100}}{DE} \quad (4.1)$$

donde I^{400} e I^{100} son los valores del índice del paisaje en dos imágenes CAM obtenidas para los mismo parámetros de simulación pero con extensión espacial $L=400$ y $L=100$ respectivamente. DE es la desviación estándar de los índices en el conjunto de imágenes CAM con $L=400$. Hay que tener en cuenta que son los valores más altos de la probabilidad inicial p los que proporcionan los resultados de las simulación más realistas (capítulo 3). En general, el grado de fragmentación presente en la mayoría de los patrones del paisaje se puede replicar con valores de $p \geq 0.4$ (figura 3.5, Saura y Martínez Millán 2001), por lo que en el cálculo de DE se han considerado sólo los casos con $p \geq 0.4$. La inclusión de todos los valores de p en el cálculo de DE supondría

sobreestimar las variaciones de índices como el número de teselas (Saura y Martínez-Millán 2001), que presentan valores mucho más altos en el caso de las simples imágenes aleatorias ($p=0$) que en los patrones reales del paisaje (capítulo 3).

S expresa el porcentaje de la variación de un índice debido a cambios en la extensión espacial con respecto a su rango de variación total en los datos espaciales. Cuanto más cercano sea S a 0, más robusto es el índice a cambios en la extensión espacial (de $L=400$ a $L=100$). Los valores positivos de S indican que el índice tiende a incrementarse con la extensión espacial, y viceversa. S se ha calculado utilizando $L=400$ y $L=100$ porque, tras realizar diversos tanteos, se ha puesto de manifiesto que estos valores resultan adecuado para capturar e ilustrar las tendencias de variación típicas de los índices con la extensión espacial. La tabla 4.2 muestra los valores de S para los diez índices analizados y algunos valores representativos de p y A_c en las simulaciones CAM.

Se puede obtener una sensibilidad media (S_{MD}) de los índices frente a la extensión espacial (tabla 4.3) mediante el cálculo de la media de los valores absolutos de sensibilidad (S). No obstante, hay que tener en cuenta que el comportamiento de los índices puede ser muy variable dependiendo de la abundancia y fragmentación de la clase (tablas 4.1 y 4.2).

Índice	S_{MD}
DT	10.70
TMT	14.27
DB	5.52
DBI	30.56
TMX	11.94
ID	15.94
IC	10.75
IFM	132.10
IFP	53.27
DF	33.69

Tabla 4.3. Sensibilidad media (S_{MD}) a la extensión espacial de los índices analizados, calculada como la media de los valores absolutos de sensibilidad en las simulaciones CAM correspondientes a $p \geq 0.4$.

En los siguientes apartados se analiza con detalle el comportamiento de cada uno de los índices al variar la extensión espacial. En la figura 4.4 se muestra la variación de los índices con L para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM.

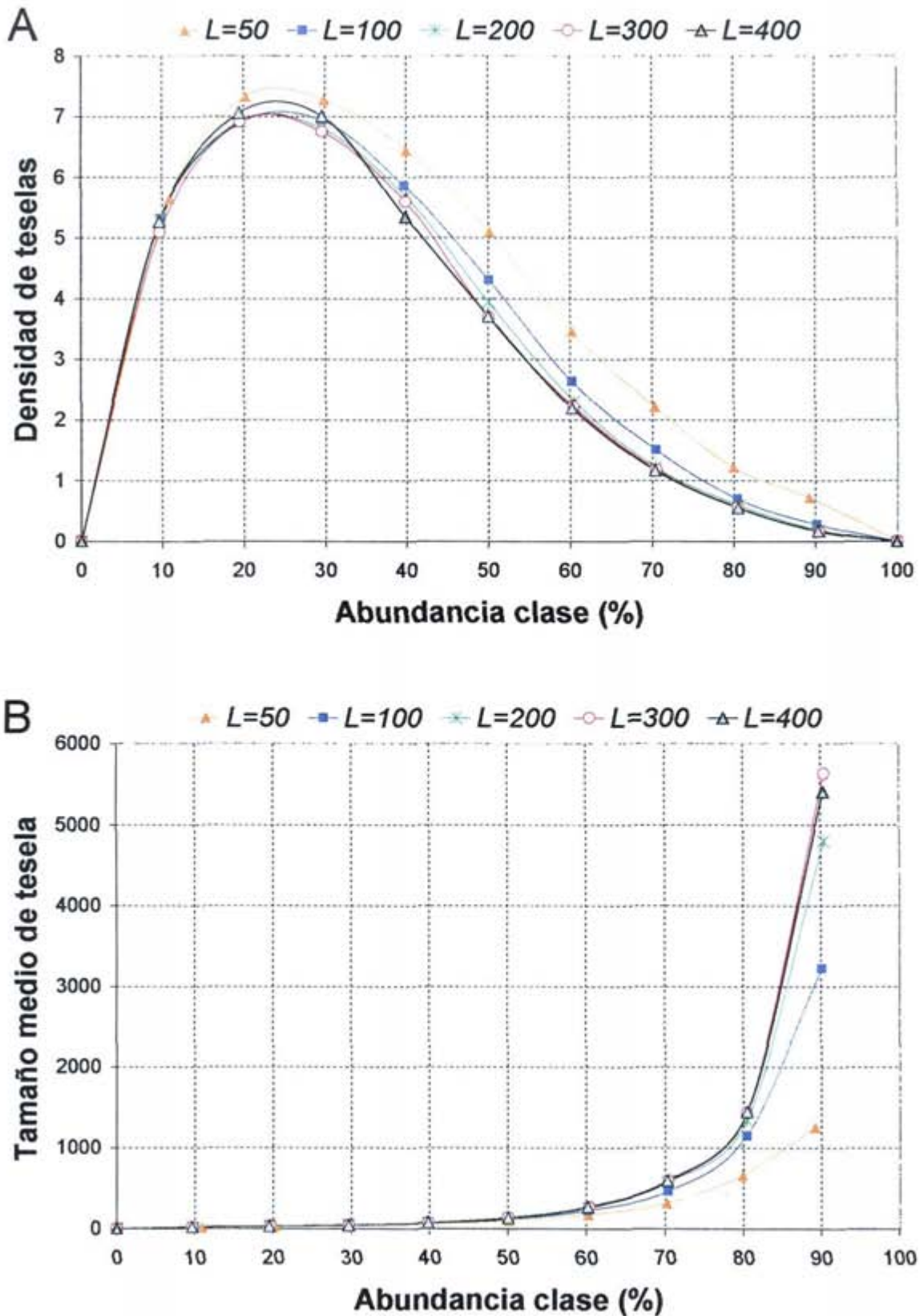


Figura 4.4. (1/5). Comportamiento de los índices de configuración del paisaje al variar la extensión espacial (L), en función de la abundancia de la clase, para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM.

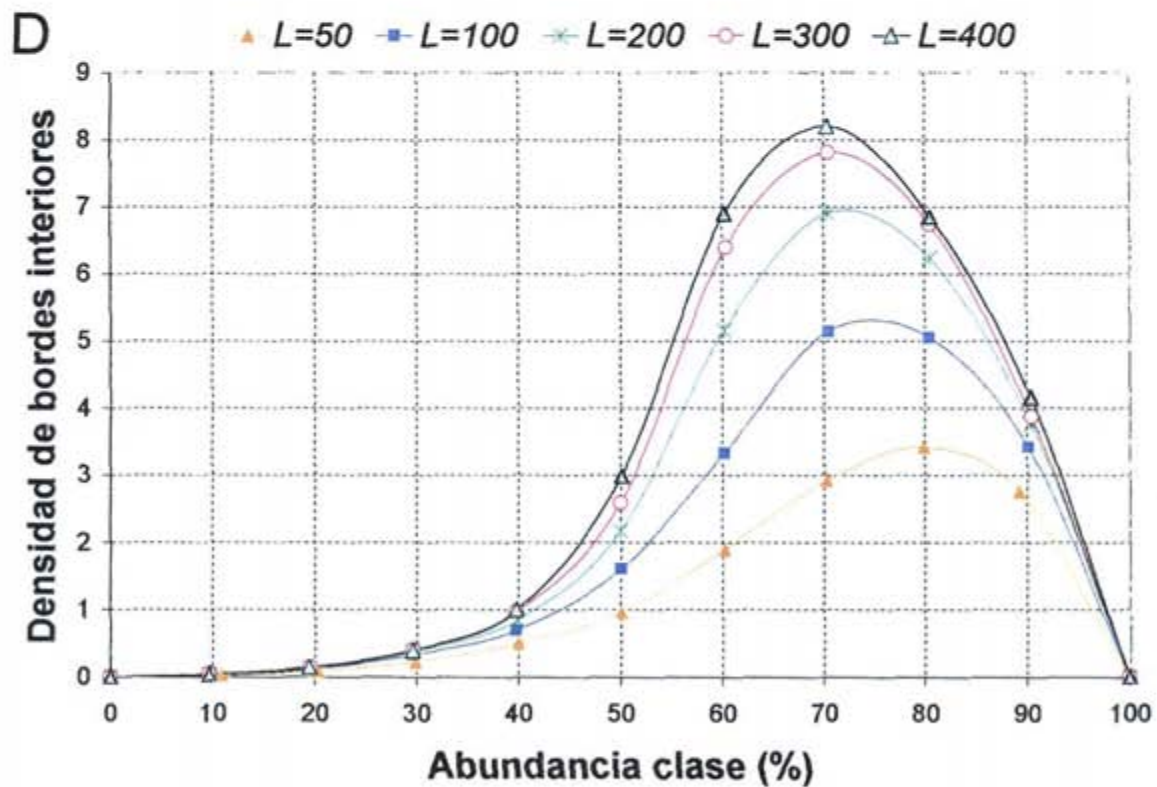
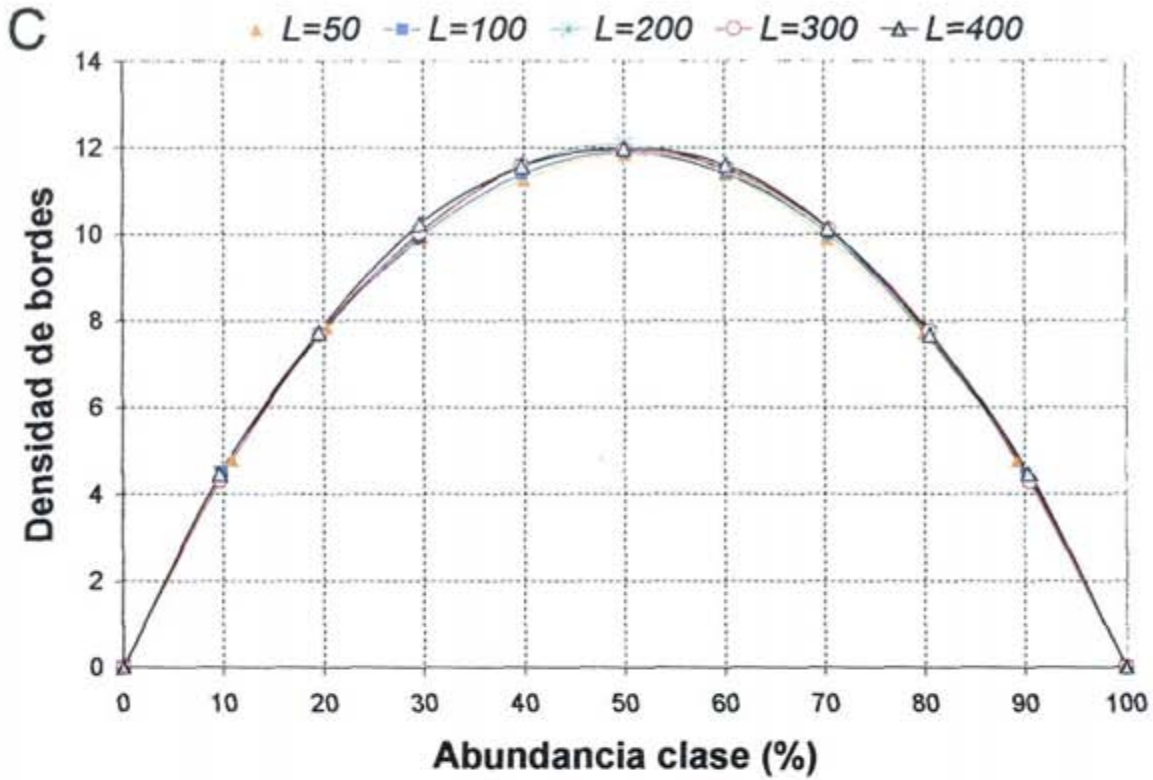


Figura 4.4. (2/5). Comportamiento de los Índices de configuración del paisaje al variar la extensión espacial (L), en función de la abundancia de la clase, para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM.

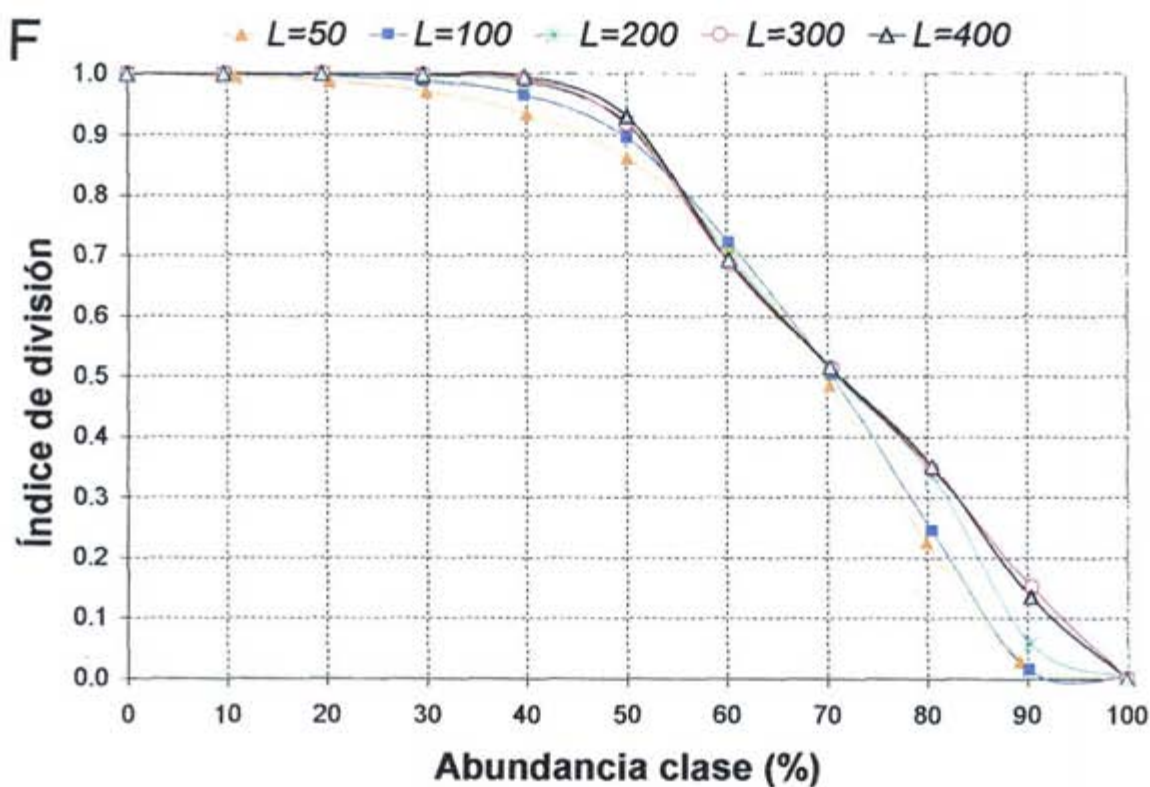
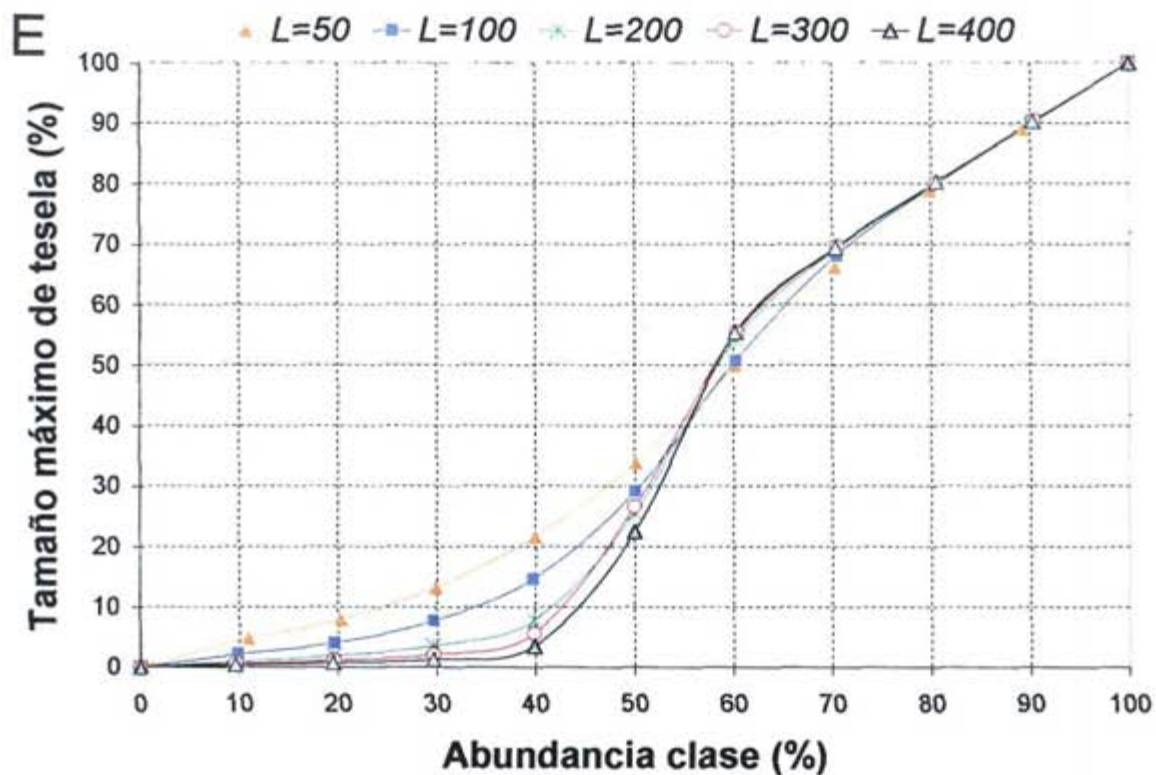


Figura 4.4. (3/5). Comportamiento de los índices de configuración del paisaje al variar la extensión espacial (L), en función de la abundancia de la clase, para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM.

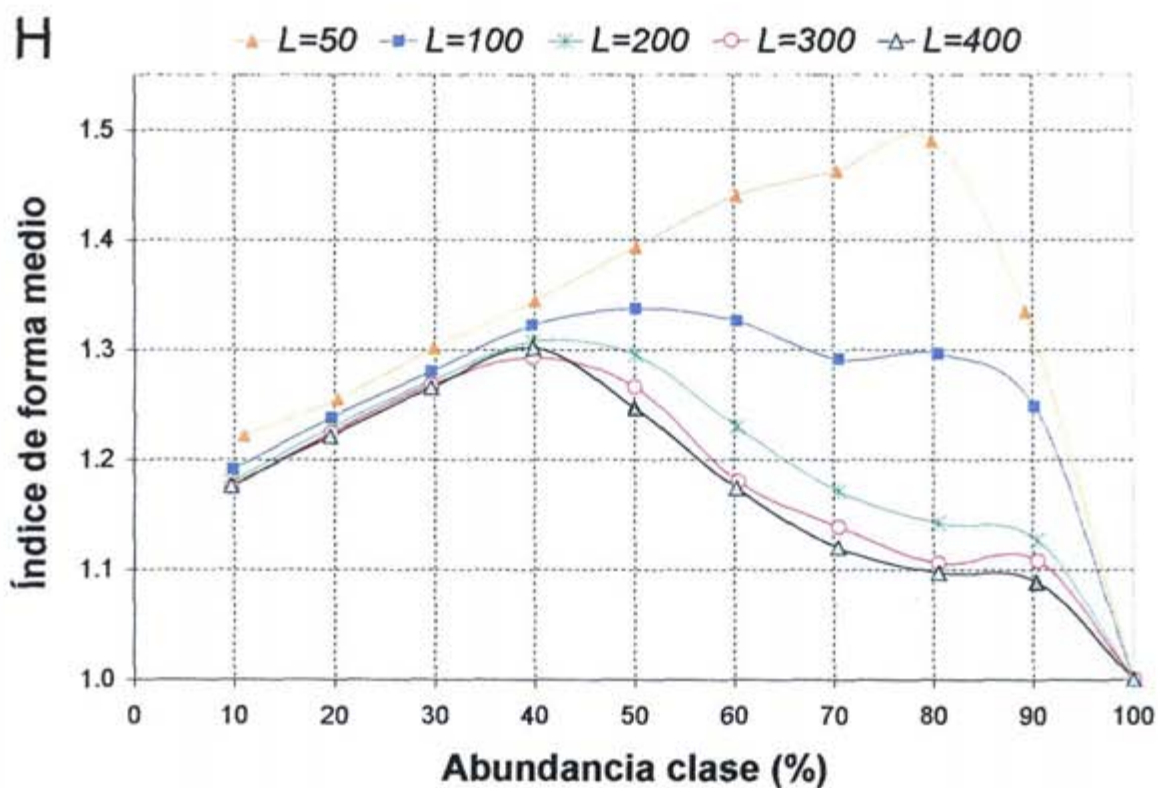
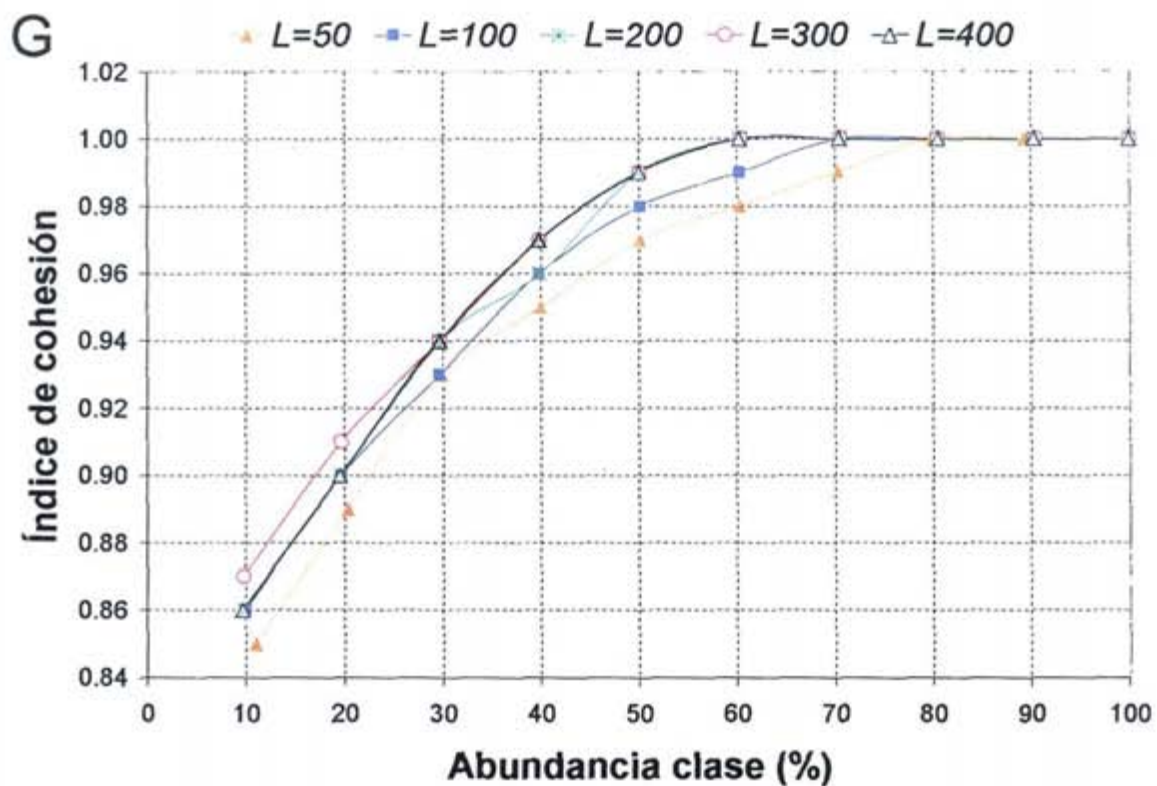


Figura 4.4. (4/5). Comportamiento de los índices de configuración del paisaje al variar la extensión espacial (L), en función de la abundancia de la clase, para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM.

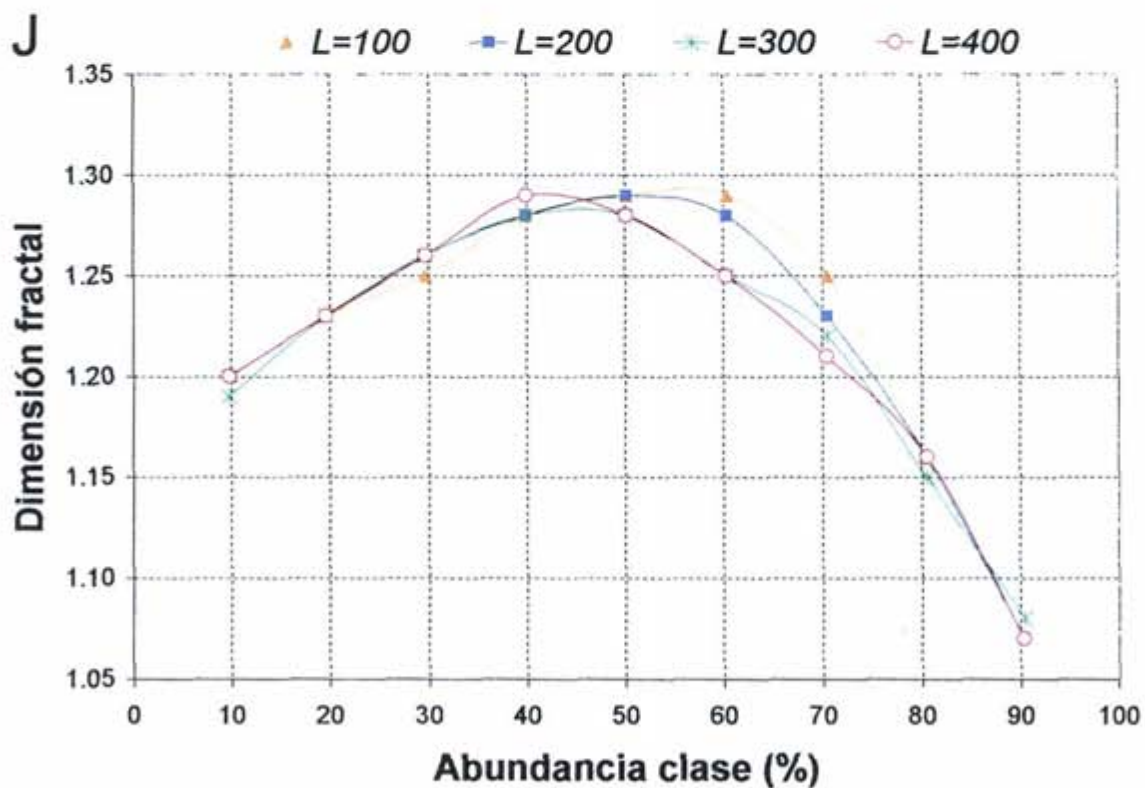
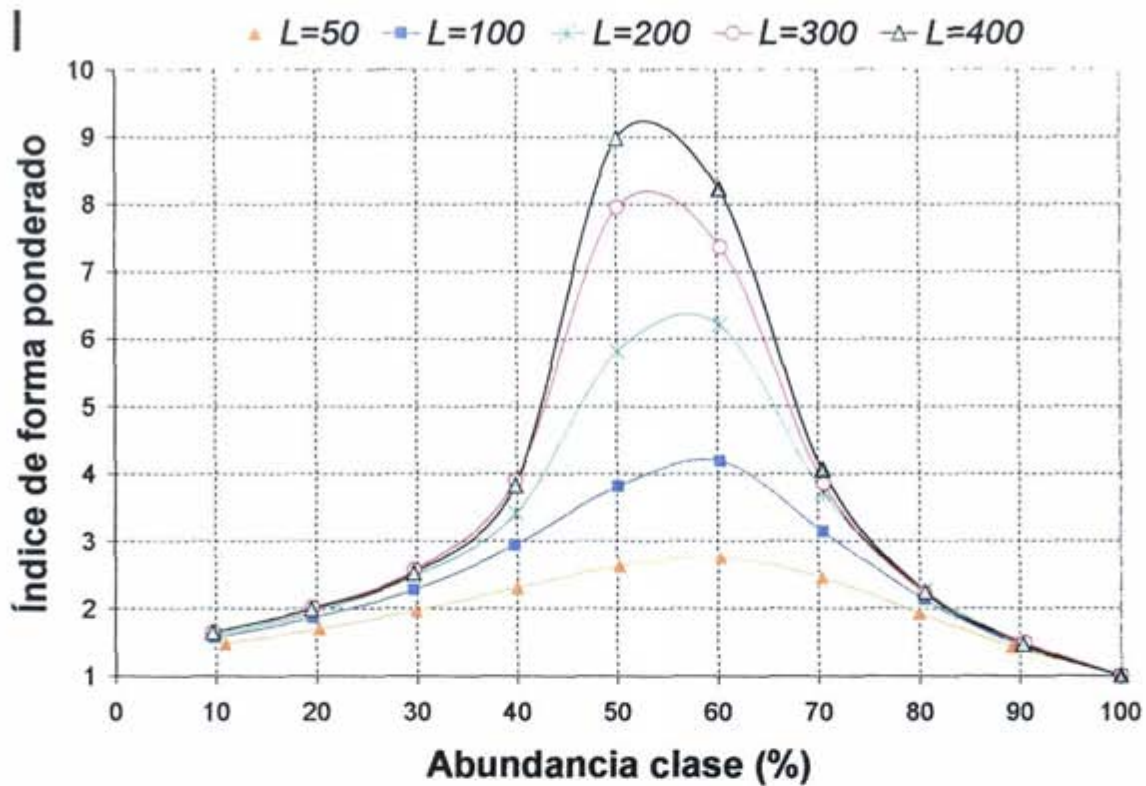


Figura 4.4. (5/5). Comportamiento de los índices de configuración del paisaje al variar la extensión espacial (L), en función de la abundancia de la clase, para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM.

4.3.1. Densidad de teselas (DT) y tamaño medio de tesela (TMT)

Aunque no es un índice demasiado sensible (tabla 4.3), la densidad de teselas tiende generalmente a incrementarse (y TMT a disminuir) al disminuir el tamaño del mapa, tanto en las simulaciones CAM (figura 4.4a-b), como en los datos CORINE (tabla 4.4), lo cual se debe principalmente a dos motivos. Por un lado, la densidad de teselas es mayor cerca de los bordes que lejos de los mismos, al existir pequeñas porciones de las teselas que son cortados por el borde de la imagen (ver figura 4.5). Cuando la imagen es pequeña, el borde influye a una mayor proporción de la misma, lo que provoca el incremento de DT (y disminución de TMT) al disminuir L . Estas teselas "cortadas" podrían pertenecer a una única tesela de mayor tamaño o incluso estar interconectadas entre ellas si el paisaje fuese muestreado en mayores extensiones (figura 4.5). Este último efecto es más marcado cuanto más dendríticas y complejas son las formas de las teselas. En este sentido, existe una clara relación entre los valores de sensibilidad (S) de DT (tabla 4.2) y los valores de la dimensión fractal (tabla 4.1) para los distintos casos de p y A_c cuando $L=400$; una regresión de esos 90 pares de valores con un polinomio de segundo grado presenta un $R^2=0.76$ (R^2 está por debajo de 0.2 si IFM o IFP se utilizan como índices de forma en lugar de DF). Por ello, cuanto mayor es p , menor sensibilidad presenta DT a cambios en L (tabla 4.2).

Por otro lado, al reducir la extensión espacial puede que una determinada tesela quede limitada en su tamaño por la propia extensión del mapa (figura 4.5); esto ocurre principalmente cuando la abundancia de la clase es alta, porque en esas condiciones existe una gran tesela (matriz) que tiende a extenderse por todo el mapa (de modo análogo a lo que ocurre en los mapas de percolación cuando $p > p_c$ (Gardner *et al.* 1987, With y Crist 1995)). Por ello, la disminución de TMT al disminuir L es más marcada cuando A_c es grande (tablas 4.1 y 4.2, figura 4.4b).

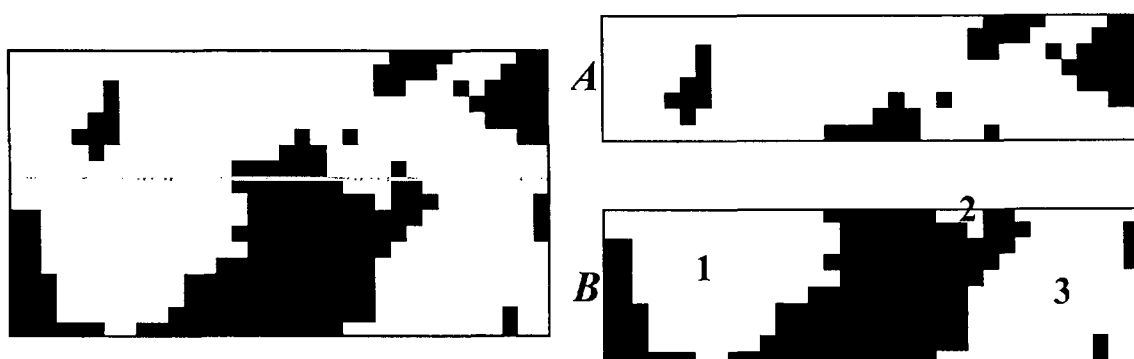


Figura 4.5. El patrón completo de la izquierda, en el que sólo hay una tesela de color blanco, se divide en dos partes de menor extensión espacial, según marca la línea gris, obteniéndose las dos imágenes de la derecha. La parte superior (A) contiene igualmente una tesela blanca, pero el tamaño de la misma se ve limitado por el tamaño de la imagen, resultando en un TMT claramente menor. Por otro lado, en la parte inferior (B) se obtienen tres teselas blancas (marcadas con números sobre la imagen), en lugar de la única existente en el patrón original, por lo que DT aumenta (y TMT disminuye) con la extensión espacial.

L	DT	TMT
200	4.60	132.33
400	4.29	141.86
800	4.14	147.14
1600	4.06	149.89

Tabla 4.4. Densidad de teselas (DT) y tamaño medio de tesela (TMT) obtenidos para el conjunto de los datos CORINE mediante la suma del número de teselas calculadas en "trozos" de distinta extensión espacial (L).

4.3.2. Densidad de bordes (DB) y densidad de bordes interiores (DBI)

La densidad de bordes se mantiene muy estable ante cambios en la extensión espacial, presentando sólo variaciones muy pequeñas, tanto en las simulaciones CAM (figura 4.4c, tabla 4.1), como en los datos CORINE (tabla 4.5). De hecho, DB es el índice espacial más robusto de los considerados en esta investigación (tabla 4.3). La densidad de bordes estimada en datos con distinta extensión puede compararse directamente sin apenas necesidad de preocuparse acerca de los variaciones que pudieran existir (se recuerda que en el cálculo de los bordes no se incluyen los definidos por el propio "marco" de la imagen). Esto hace que la densidad de bordes sea un indicador de fragmentación muy recomendable cuando haya que tener en cuenta el efecto de la extensión espacial.

L	DB	DBI
200	13.85	1.09
400	13.88	1.23
800	13.90	1.31
1600	13.91	1.36

Tabla 4.5. Densidad de bordes (DB) y densidad de bordes interiores (DBI) obtenidas para el conjunto de los datos CORINE mediante la suma de la longitud de bordes (LB y LBI) calculada en "trozos" de distinta extensión espacial (L).

En cuanto a la densidad de bordes interiores, éste es un índice mucho más sensible que DB a los cambios en la extensión espacial, especialmente cuando la clase ocupa un gran porcentaje del área del mapa (sobre todo para A_c cercano al 70%), como se muestra en la figura 4.4d. Esto es debido a que la presencia de "agujeros" (islas) en el patrón requiere teselas de gran tamaño en las que las pequeñas puedan quedar inmersas, lo que se da especialmente cuando A_c alto y una gran tesela (la matriz) ocupa la mayoría del área de la imagen. Cualquiera que sean las características espaciales del paisaje, LBI tiende a disminuir cuando disminuye la extensión del mapa, tanto en las simulaciones CAM (tablas 4.1 y 4.2, figura 4.4d) como en los datos CORINE (tabla 4.5).

4.3.3. Tamaño máximo de tesela (TMX)

Aunque la sensibilidad global de este índice no es muy alta (tabla 4.3), TMX tiende a incrementarse cuando L se hace menor en el caso de que la abundancia de la clase no sea muy alta (A_c por debajo del 60%), como se aprecia en la figura 4.4e, ya que una tesela de un determinado tamaño ocupa una mayor proporción del área total

del mapa cuando éste es más pequeño. Por el contrario, cuando la abundancia de la clase es alta, la tesela más grande tiende a expandirse por todo el mapa independientemente de la extensión de éste (de modo análogo a lo que ocurre en los mapas de percolación cuando $p > p_c$ (Gardner *et al.* 1987, With y Crist 1995)). En estos casos, las variaciones de LPI son mucho menores, aunque LPI se incrementa ligeramente con el tamaño del mapa (tabla 4.1).

Dado que el sentido de las variaciones de LPI depende de la abundancia de la clase, es necesario, para comparar los resultados obtenidos mediante simulación con la cartografía CORINE, tener en cuenta que la media de A_c en los distintos trozos en los que se han dividido los datos CORINE es del 5.56% (variando desde una A_c media del 6.34% para $L=200$ hasta 2.72% cuando $L=1600$ píxeles). Esto se debe a la presencia de múltiples clases en la cartografía CORINE (44), que hace muy probable (tanto más cuanto mayor es L) que estén presentes un número grande de clases cada uno de los trozo, ocupando por tanto muchas de ellas una pequeña proporción del área total. Por tanto, en los valores medios estimados a partir de los trozos CORINE nos estamos moviendo en el rango de valores bajos de la abundancia de la clase. Por ello, la disminución de LPI con la extensión espacial en los datos CORINE (tabla 4.6) es coincidente con los resultados descritos correspondientes a las simulaciones CAM.

L	TMX
200	3.36
400	2.05
800	1.46
1600	1.19

Tabla 4.6. Tamaño de la tesela más grande (TMX) estimada para el conjunto de los datos CORINE como media de los valores correspondientes a "trozos" de distinta extensión espacial (L).

4.3.4. Índice de división (ID)

El comportamiento de este índice se puede derivar del comportamiento de los otros índices relacionados con los tamaños de las teselas, al ser éstos los que determinan el valor de ID, especialmente los tamaños de las teselas más grandes (ecuación 2.5); cuanto mayores son las teselas, menor es el índice de división. Por tanto, como en términos generales TMX disminuye al aumentar L , ID disminuye en datos con mayor extensión espacial, existiendo de nuevo coincidencia a este respecto entre las simulaciones CAM (tablas 4.1 y 4.2, figura 4.4f) y los datos CORINE (tabla 4.7). Las variaciones de ID en CORINE son escasas (tabla 4.7), lo que se debe a que ID es escasamente sensible a variaciones en los patrones cuando la A_c es baja; también en las simulaciones CAM el índice de división varía poco en ese caso (tabla 4.1).

L	ID
200	0.9888
400	0.9928
800	0.9938
1600	0.9939

Tabla 4.7. Valores del índice de división (ID) estimados para el conjunto de los datos CORINE como media de los valores correspondientes a "trozos" de distinta extensión espacial (L).

Aunque ID no presenta una sensibilidad demasiado grande a la extensión espacial, sí es de los más sensibles de los índices relacionados con la fragmentación (tabla 4.3). Por tanto, los resultados obtenidos en esta tesis ponen de manifiesto que el índice de división no es, a pesar de lo afirmado por Jaeger (2000), especialmente adecuado para comparar datos con distinta extensión espacial. Jaeger no consideró en el análisis de sus índices el efecto de "corte" de las teselas al variar L , y las variaciones que ello impone en los valores de los índices del paisaje. Esto es igualmente extensible a los otros índices que se derivan directamente de ID (apartado 2.3.6).

4.3.5. Índice de cohesión (IC)

El índice de cohesión es relativamente robusto a cambios en el tamaño de la imagen (figura 4.4f, tabla 4.3). La variación de IC con L es muy pequeña cuando la abundancia de la clase es alta, porque IC es poco sensible a los cambios en los patrones espaciales en ese caso (Gustafson 1998, Saura y Martínez-Millán 2000a). Tanto en las simulaciones CAM (tabla 4.1, figura 4.4.g) como en los datos CORINE (tabla 4.8) se obtienen valores más altos de IC cuanto mayor es la extensión espacial.

L	IC
200	0.8532
400	0.8620
800	0.8713
1600	0.8816

Tabla 4.8. Valores del índice de cohesión (IC) estimados para el conjunto de los datos CORINE como media de los valores correspondientes a "trozos" de distinta extensión espacial (L).

Schumaker (1996) propuso el uso de IC porque este índice está más fuertemente correlacionado con la facilidad de dispersión de poblaciones animales que otros utilizados anteriormente. La cuestión que podría plantearse cuando se pretende cuantificar este proceso ecológico a partir de datos de la distribución espacial de los bosques es: ¿qué diferencias se producen en la estimación de la facilidad de dispersión al medir el índice de cohesión en imágenes de una determinada extensión espacial? Si, por ejemplo, el patrón de bosques ocupa un 20% del área total y es similar al que se obtiene para $p=0.5$ en las simulaciones CAM, la tasa estimada de éxito en la dispersión (DS) se reduciría de $DS=0.485$ a $DS=0.471$ al medir en imágenes de 100×100 píxeles en vez de en imágenes de 400×400 ($IC_{100}=0.900$ y $IC_{400}=0.904$, tabla 4.1), como se deriva de la ecuación 2.10. Si esta variación en el valor de DS fuera considerada poco relevante por su escasa magnitud, entonces sería posible reducir el tamaño de la muestra (y los costes asociados) 16 veces, existiendo un soporte teórico que justifica el

uso de la menor extensión espacial. Sin embargo, hay que tener en cuenta que no todos los índices son tan robustos ante cambios en la extensión espacial como lo es IC. En cualquier caso, este ejemplo ilustra que la importancia de un determinado cambio en el valor de un índice espacial depende de su relación con los fenómenos que el índice trata de cuantificar y caracterizar.

4.3.6. Índice de forma medio (IFM)

De acuerdo a las simulaciones CAM, el índice de forma medio es con mucho el índice más sensible de los analizados en este estudio (tabla 4.3). Ciertamente, las variaciones de IFM en función de L son muy grandes en muchos casos, y sólo menores cuando la clase es poco abundante (figura 4.4h, tablas 4.1 y 4.2). Además, estas variaciones ocurren en la dirección opuesta a la que cabe esperar en un índice que pretende cuantificar la irregularidad de las formas del paisaje; cuanto más pequeña es la imagen, más altos son los valores de IFM. Sin embargo, resulta evidente que las teselas de mayor tamaño tienden a tener formas más complejas (Krummel *et al.* 1987), y diversos autores han hecho notar el incremento en la irregularidad de las formas con la extensión espacial (Hunsaker *et al.* 1994, O'Neill *et al.* 1996). La alta sensibilidad de IFM y su comportamiento, contrario al que cabe esperar de un índice de forma, sugieren que debería evitarse el uso de IFM para cuantificar este aspecto de los patrones espaciales. La limitación intrínseca de IFM consiste en que asigna el mismo peso a todas las teselas a la hora de calcular un índice de forma global para todas ellas, independientemente de su tamaño. Las teselas de menor tamaño (en el caso extremo, compuestas por un solo píxel) tienden a presentar valores bajos del índice de forma, mientras que teselas mayores presentan valores más altos del mismo. Cuando se disminuye el tamaño de la imagen, el número de teselas pequeñas disminuye más o menos proporcionalmente al número de píxeles de la misma. Sin embargo, el número de teselas grandes se reduce sólo ligeramente, o incluso puede mantenerse constante; en un caso extremo, cuando A_c es alta existe una gran tesela (matriz) que estará siempre presente en el patrón para cualquier L . Por tanto, cuando el tamaño del mapa disminuye, se produce una gran reducción en el número de teselas pequeñas (que son las que tienen valores bajos del índice de forma) y, por el contrario, se da una pequeña reducción del número de teselas de mayor tamaño (las que tienen formas más irregulares). Como consecuencia de todo ello, la media de los índices de forma de las teselas que permanecen en la imagen tiende a incrementarse claramente cuando disminuye el tamaño de la imagen, e IFM tiende a ser más sensible cuanto mayores son p y A_c (tabla 4.2).

En principio, al analizar los datos CORINE, se detectan algunas divergencias con las simulaciones CAM si simplemente se consideran los valores medios de IFM para distintas extensiones espaciales (tabla 4.9); de hecho, se detecta en CORINE un incremento en los valores del índice de forma medio, aunque muy suave y no en todos los casos (cuando $L=1600$, IFM es menor que para los otros valores de L). Las escasas

variaciones de IFM en los datos CORINE quedan explicadas en parte por el bajo valor de la abundancia media de las clases en los mismos (A_c media por debajo del 6%); para estos valores de A_c , el IFM presenta también una baja sensibilidad en las simulaciones CAM (figura 4.4h). Si consideramos para el cálculo de la media de IFM sólo los datos CORINE en los que A_c está entre el 50% y el 90% (valores para los que IFM varía ampliamente en las simulaciones CAM, como se observa en la figura 4.4h), obtenemos un resultado en plena sintonía con los obtenidos mediante simulación; también en los datos CORINE el índice de forma medio varía fuertemente en ese intervalo de abundancias de la clase (tabla 4.9). Igualmente, si en lugar de trabajar con valores medios, analizamos el valor máximo de IFM para distintas extensiones espaciales, se obtiene un fuerte incremento de IFM al disminuir L , de acuerdo con las tendencias detectadas en las simulaciones CAM.

L	IFM (Medio)	IFM (Medio) 50% < A_c < 90%	IFM (Máximo)
200	1.565	1.525	8.125
400	1.569	1.428	7.663
800	1.570	1.317	5.313
1600	1.559	1.195	3.208

Tabla 4.9. Valores medios y máximos del índice de forma medio (IFM) estimados para el conjunto de los datos CORINE a partir de "trozos" de distinta extensión espacial (L). Los valores medios se muestran tanto para la media de todos los datos como sólo para los casos en los que la abundancia de la clase se encuentra entre el 50% y el 90%.

4.3.7. Índice de forma ponderado (IFP)

Las limitaciones de IFM podrían evitarse utilizando IFP, que usa el tamaño de la tesela como un factor de ponderación en el cálculo de la media (apartado 2.3.8), ya que se supone que las teselas de mayor tamaño tienen una mayor importancia tanto desde el punto de vista estructural como el ecológico (Li *et al.* 1993, Schumaker 1996). Ciertamente, IFM es, de acuerdo con las simulaciones CAM, mucho menos sensible que IFP a la extensión espacial (tabla 4.3). Sin embargo, IFP no es un índice robusto a este respecto y es, de hecho, el índice más sensible después del propio IFM.

Ciertamente, la irregularidad de las formas del paisaje es un aspecto difícil de cuantificar, presentando una sensibilidad a la extensión espacial mucho mayor que otros aspectos de los patrones espaciales (como la fragmentación), y requiere muestras de mucha mayor extensión para obtener estimaciones suficientemente estables y robustas. De hecho, los tres índices más sensibles de los considerados en este estudio son precisamente los relacionados con la cuantificación de la irregularidad de las formas del paisaje (IFM, IFP y DF), mientras que el resto de índices, relacionados con la fragmentación de los patrones, muestran una sensibilidad menor (tabla 4.3).

IFP es mucho más sensible cuando A_c está en torno al 50%, como se muestra en la figura 4.4i, ya que es en ese caso cuando se obtienen las formas más complejas en las simulaciones CAM, viéndose truncadas en mayor medida por el efecto de “corte” producido por el borde al reducirse el tamaño del mapa. En todos los casos, IFP tiende a disminuir cuando disminuye la extensión espacial, tanto en las simulaciones CAM (tabla 4.1 y 4.2) como en los datos CORINE (tabla 4.10), siendo su comportamiento a este respecto muy consistente. En el caso de los datos CORINE se dan unas variaciones no demasiado pronunciadas (tabla 4.10), similares a las que se presentan en las en las simulaciones CAM para valores bajos de A_c (tabla 4.1) que, como se explicó anteriormente, son los que se dan en términos medios en los datos CORINE.

L	IFP
200	2.16
400	2.33
800	2.48
1600	2.66

Tabla 4.10. Valores del índice de forma ponderado (IFP) estimados para el conjunto de los datos CORINE como media de los valores correspondientes a “trozos” de distinta extensión espacial (L).

4.3.8. Dimensión fractal (DF)

Dentro de los índices que pretenden cuantificar la irregularidad de las formas de los patrones espaciales, DF es el menos sensible (tabla 4.3, figura4.4j), aunque también muestra una sensibilidad relativamente alta a cambios en la extensión espacial (tabla 4.3). Hay que tener en cuenta que, como DF se estima mediante técnicas de regresión (ver capítulo 3), su medición requiere la existencia de un suficiente número de teselas en el patrón, lo cual puede no cumplirse en imágenes demasiado pequeñas (O'Neill *et al.* 1996). De hecho, para $L=50$ no se pudieron obtener estimaciones válidas de DF, ni tampoco para $L=100$ si $A_c=90\%$ (nótese que estos casos no están incluidos en la figura 4.4j). En cualquier caso, en el resto de los casos la dimensión fractal pudo estimarse adecuadamente y resulta ser más robusta ante cambios en la extensión espacial que IFM o IFP. Dependiendo de los casos, DF tiende a aumentar o disminuir con L , no presentando un comportamiento consistente a este respecto, por lo que resulta difícil predecir en qué sentido se pueden producir las variaciones en cada caso. En los datos CORINE las variaciones de DF son ligeras (4.11), en consonancia con las que se producen en las simulaciones CAM para valores bajos de A_c (figura 4.4j), sin una tendencia de variación especialmente definida (tabla 4.11).

L	DF
200	1.332
400	1.325
800	1.324
1600	1.325

Tabla 4.11. Valores de la dimensión fractal (DF) estimados para el conjunto de los datos CORINE como media de los valores correspondientes a “trozos” de distinta extensión espacial (L).

5. EFECTO DE LA UNIDAD MÍNIMA CARTOGRAFIADA EN LOS ÍNDICES DEL PAISAJE

5. EFECTO DE LA UNIDAD MÍNIMA CARTOGRAFIADA EN LOS ÍNDICES DEL PAISAJE

5.1. Introducción

Cuando se aborda un proceso de interpretación de imágenes (en el que la información es extraída por un analista humano), el factor que determina el grado de detalle del mapa resultante es el tamaño de la unidad mínima cartografiada, es decir, el tamaño de la tesela más pequeña que se va a discriminar en la imagen. La selección de una determinada unidad mínima cartografiada permite reducir la complejidad visual y espacial de la información contenida en el mapa, especialmente cuando la información correspondiente a las teselas más pequeñas puede resultar de escaso o nulo interés para los objetivos para los que se desarrolla la cartografía (apartado 1.2), lo cual está en relación con la escala de la misma. Por estos mismos motivos, frecuentemente se aplican también técnicas de procesado a las imágenes clasificadas mediante computadoras, de modo que se eliminan las teselas menores de un determinado umbral especificado (apartado 1.2).

Parece evidente que la unidad mínima cartografiada (UMC en adelante), y las técnicas de interpretación, procesado y clasificación que determinan su valor, tienen alguna influencia sobre las características espaciales de los mapas (e.g. Cain *et al.* 1997, Gustafson 1998). Sin embargo, no existe hasta la fecha ningún estudio específico que analice o cuantifique el efecto de la UMC en los índices de configuración del paisaje. Como señalan diversos autores (Davis y Peet 1977, Goodchild y Quattrochi 1997), es importante no confundir los conceptos de unidad mínima cartografiada y tamaño del píxel (resolución espacial). En realidad, como veremos a continuación, datos espaciales que presentan la misma resolución y extensión espacial pero distinta UMC difieren considerablemente en las características visuales y espaciales de la información que contienen.

En esta tesis se analiza por primera vez el efecto de la unidad mínima cartografiada en los índices de configuración espacial. Se utiliza para ello un amplio conjunto de datos compuesto por simulaciones CAM e imágenes categóricas derivadas de Landsat-TM, como se describe en los apartados siguientes.

5.2. Materiales y métodos

La metodología adoptada para analizar la influencia de la unidad mínima cartografiada (UMC en adelante) en los índices del paisaje consiste en generar un conjunto amplio de imágenes binarias, procedentes de simulaciones CAM y de imágenes de satélite Landsat-TM, y aplicar a cada uno de ellos un algoritmo de procesado de imágenes que permite fijar una determinada UMC mediante la

eliminación de las teselas de menor tamaño. De esta manera, se calcula y compara el valor de los índices del paisaje en imágenes en las que se ha ido variando progresivamente la unidad mínima cartografiada (Saura 2002).

El análisis de los efectos de la UMC en los índices espaciales se realizará basándose principalmente en los datos proporcionados por las simulaciones CAM (Saura 2002), al permitir éstas generar un amplio abanico de disposiciones espaciales en las que se pueden controlar detalladamente sus características espaciales. Para contrastar y, en su caso, validar las conclusiones obtenidas a partir de las simulaciones CAM, se analizará también un conjunto de datos derivados de una escena del satélite Landsat-TM, tal y como se describe en los apartados siguientes.

A continuación se detallan el algoritmo de incremento de la UMC y los datos espaciales utilizados en este análisis.

5.2.1. Algoritmo de variación de la unidad mínima cartografiada

Para variar la unidad mínima cartografiada en los datos espaciales se desarrolló un algoritmo específico (Saura 2002) que permite eliminar de las imágenes todas las teselas menores de un determinado tamaño umbral (UMC). En todos los casos la UMC se especifica como el número de píxeles de la tesela más pequeña, definiéndose la tesela mediante el criterio de vecindad-4. El algoritmo está basado en técnicas recursivas de rellenado y de recorrido de perímetros (Hearn y Baker 1997, Jähne 1997), y ha sido implementado en C++, integrándose en la aplicación informática SIMMAP y en los demás programas específicos desarrollados para el cálculo de los índices espaciales sobre datos reales.

El algoritmo consiste en identificar todas las teselas que en la imagen original tienen un tamaño inferior a una determinada UMC (expresada como número de píxeles) y asignar cada una de esas teselas a la clase más frecuente entre los píxeles que rodean el perímetro de la tesela. De este modo, las teselas más pequeñas quedan englobadas en teselas vecinas de mayor tamaño (figuras 5.1, 5.2 y 5.5). Si varias teselas pequeñas contactan entre ellas, la suma de sus tamaños puede llegar a ser mayor que la UMC; en estos casos, el criterio que se sigue es fundir en una sola tesela de mayor tamaño todo este conjunto de teselas pequeñas (al que se le asigna aleatoriamente una de las clases de la imagen), conservándose por tanto la información correspondiente en el mapa final, como se muestra en la figura 5.1. En las figuras 5.2 y 5.5 se muestra el efecto de la variación de la UMC en los datos espaciales analizados; se puede apreciar que aunque todos los patrones tienen la misma extensión y resolución, sus características visuales y espaciales se ven claramente afectadas por los cambios en la UMC.

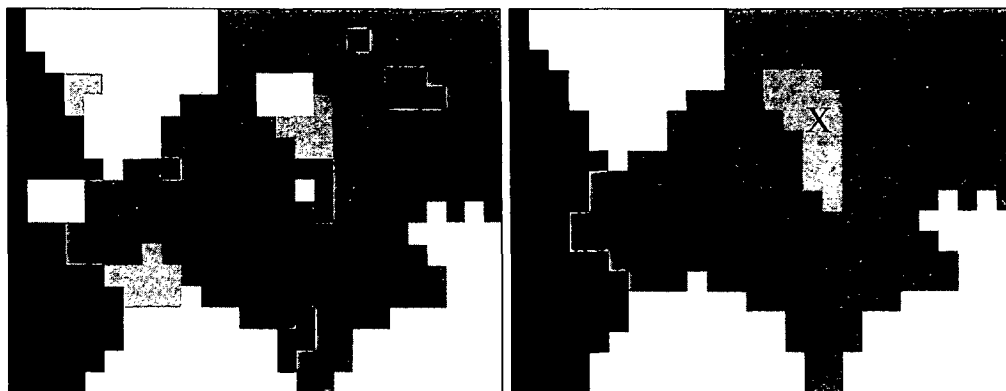


Figura 5.1. Un ejemplo que ilustra el algoritmo de procesamiento de imágenes que se ha utilizado para fijar una determinada unidad mínima cartografiada en los datos espaciales. En el patrón de la izquierda (en el que $UMC=1$ píxel) se han eliminado las teselas menores de 11 píxeles, que han sido englobadas en otras teselas mayores que las rodeaban. Cuando existen conjuntos de varias teselas pequeñas que contactan entre ellas, todas ellas son asignadas a una misma clase, como es el caso de la tesela marcada con una "X" en el patrón de la derecha.

5.2.2. Datos espaciales generados mediante simulaciones CAM

Se generaron imágenes binarias de 400×400 píxeles con distintas características espaciales: la abundancia de la clase (A_C , expresada como el porcentaje del área total de la imagen ocupada por la clase de interés) se varió del 10 al 90% con intervalos del 10% (9 casos) y a la probabilidad inicial p (que controla la fragmentación de los patrones CAM resultantes) se le asignaron 10 valores distintos ($p=0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.45, 0.5, 0.525, 0.55, 0.575$). Se generaron 10 repeticiones para cada una de las combinaciones de los parámetros p y A_C , para obtener estimaciones más robustas de los valores medios de los índices en esos casos. Por tanto, en total se generaron 900 imágenes CAM.

En principio, de acuerdo con los pasos de la simulación descritos en el capítulo 3, el método CAM proporciona patrones espaciales en los que existen teselas formadas por un solo píxel (con lo que $UMC=1$). Para analizar la influencia de la UMC se les aplicó a las 900 imágenes CAM el algoritmo de variación de la UMC descrito en el apartado anterior, de manera que se obtuvieron series de imágenes que sólo diferían en su unidad mínima cartografiada, como se muestra en los ejemplos de la figura 5.2.

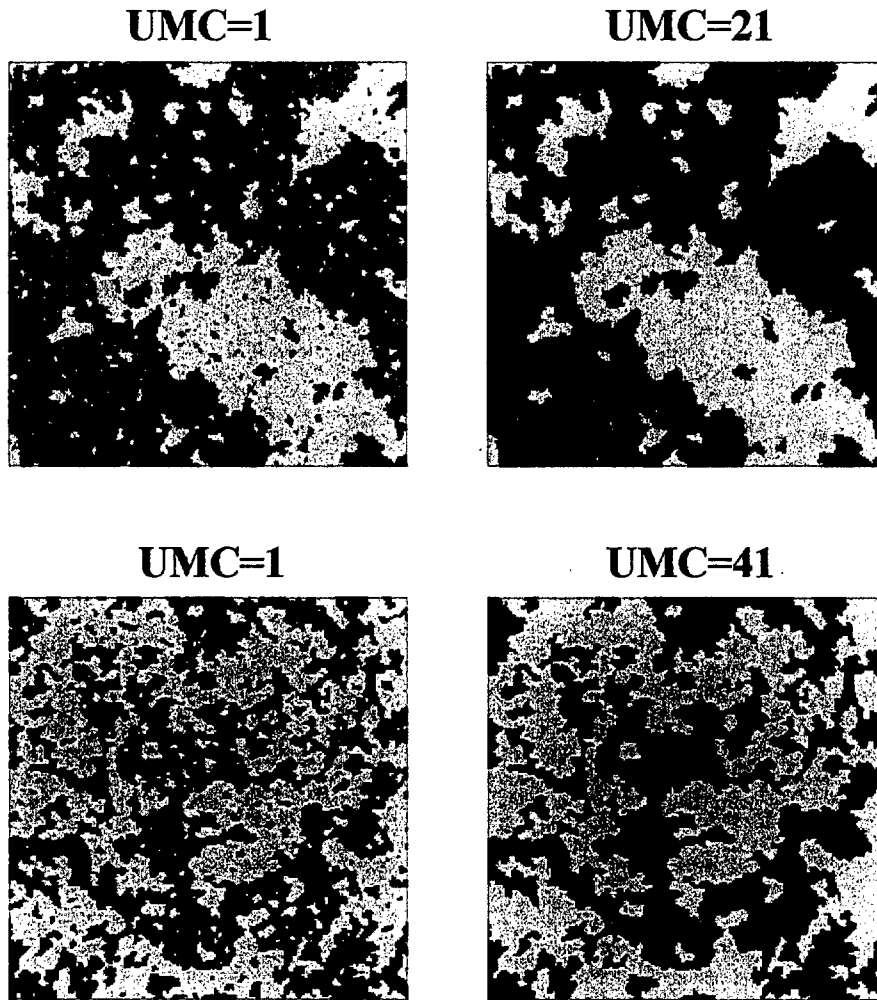


Figura 5.2. Aspecto de dos pares de imágenes CAM en las que se ha variado la unidad mínima cartografiada (UMC, expresada como el número de píxeles de la tesela más pequeña).

5.2.3. Datos espaciales obtenidos a partir de imágenes Landsat-TM

Con el fin de obtener un conjunto de datos espaciales reales con el que contrastar y, en su caso, validar los resultados obtenidos mediante las simulaciones CAM, se analizó una escena captada por el sensor espacial Thematic Mapper, a bordo del satélite americano Landsat-5, de fecha 29 de septiembre de 1999, cuya situación geográfica se muestra en la figura 5.3. Este sensor (Landsat-TM en adelante) presenta una resolución espacial de 30 metros y siete bandas espectrales que van desde el azul hasta el infrarrojo térmico (Chuvienco 1996).

Dentro de esta escena Landsat-TM se seleccionaron al azar tres imágenes de 1000x1000 píxeles (figura 5.4), con el objeto de generar un número suficiente de datos espaciales, según el procedimiento descrito a continuación.



Figura 5.3. El rectángulo blanco señala la localización aproximada de la escena del satélite Landsat-TM de la que se han extraído las tres imágenes de 1000x1000 píxeles analizadas en este estudio.

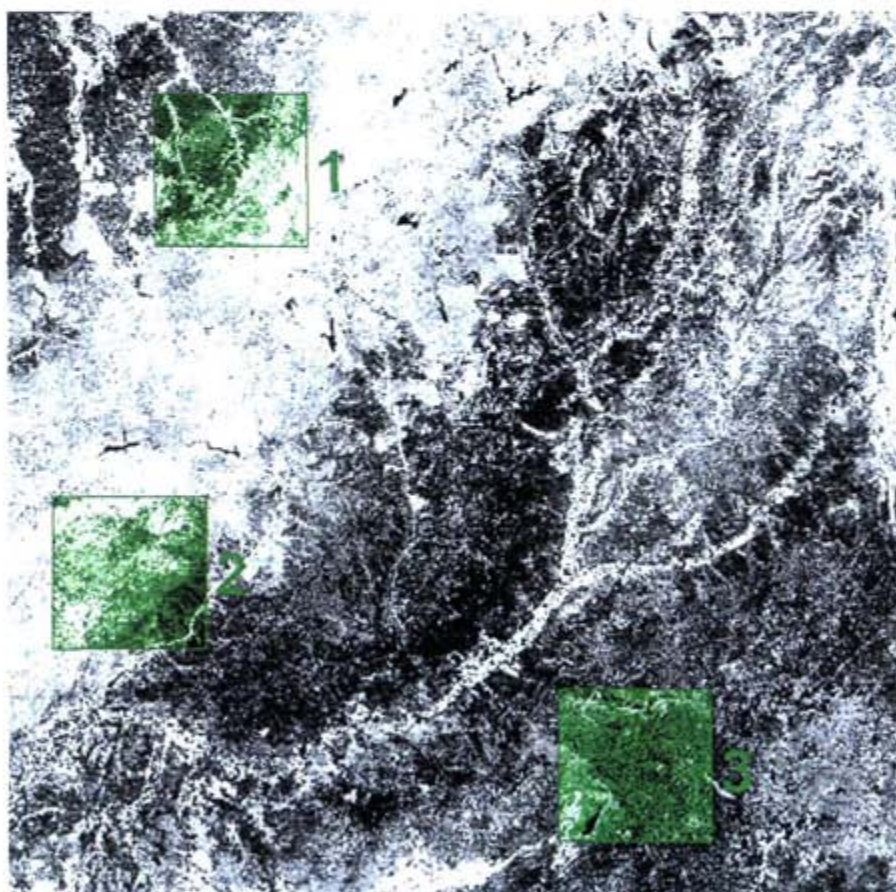


Figura 5.4. Localización de las tres zonas de 1000x1000 píxeles seleccionadas aleatoriamente en la escena Landsat-TM, destacadas en color verde sobre la imagen NDVI (tonos más claros indican valores más altos del NDVI).

Para generar una información espacial adecuada para los fines de este estudio, se seleccionaron las bandas 3 y 4 del sensor, correspondientes al rojo (0.63-0.69 μm) y al infrarrojo cercano (0.76-0.90 μm), derivando a partir de ellas los valores del índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), de acuerdo a la siguiente expresión (e.g. Chuvieco 1996, Purevdorj *et al.* 1998):

$$NDVI = \frac{IRC - R}{IRC + R} \quad (5.1)$$

Donde R e IRC son los niveles digitales correspondientes al rojo y al infrarrojo cercano en la imagen Landsat-TM. En este caso no fue necesaria una calibración de los niveles digitales a reflectancias, dado que no se pretenden interpretar en términos físicos los valores de NDVI (Chuvieco 1996), sino obtener, como se describe a continuación, una serie de clasificaciones de la imagen a partir del NDVI, para lo que son igualmente válidos los valores relativos del NDVI proporcionados por la expresión anterior.

El NDVI permite discriminar cubiertas en función de las características de la vegetación presente en el territorio, reduciendo además el efecto del relieve (pendiente y orientación) en su respuesta espectral (Chuvieco 1996). Las zonas con NDVI más bajo corresponden a zonas desnudas, sin vegetación, mientras que los valores más altos de NDVI indican la presencia de vegetación abundante y vigorosa. De hecho, se ha demostrado que el NDVI está relacionado con parámetros como la fracción de cabida cubierta, el índice de área foliar, el grado de humedad de la vegetación, y, en consecuencia, con la actividad fotosintética y productividad de la cubierta vegetal (Carlson y Ripley 1992, Dymond *et al.* 1992, Wittich y Hansing 1995, Chuvieco 1996, Purevdorj *et al.* 1998).

Por tanto, mediante el NDVI es posible detectar en las imágenes Landsat-TM las zonas con mayor presencia y vigor de la vegetación. Se definieron, en cada una de las tres imágenes seleccionadas (figura 5.4), valores umbrales de NDVI que clasificaron los datos en dos clases: una correspondiente a los valores altos (vegetación abundante y vigorosa) y otra a los valores bajos (vegetación escasa y/o marchita) de NDVI (figura 5.5). En cada una de las tres imágenes se definieron nueve valores umbrales distintos, de manera que la abundancia de las clases (A_C) tomara 9 valores distintos, variando del 10 al 90% ($\pm 1\%$), con intervalo del 10%. De esta manera se obtuvieron datos espaciales derivados de Landsat-TM que cubren sistemáticamente todo el rango de valores de A_C , lo cual no podría conseguirse con un esquema de clasificación rígido basado en unas determinadas clases prefijadas. El enfoque adoptado permite generar de manera sencilla una variedad suficiente de datos espaciales, que tienen además un significado físico, al estar basada en los valores de NDVI derivados de la escena Landsat-TM. Por otro lado, este enfoque evita la necesidad de considerar los errores de

clasificación que, en mayor o menor medida, siempre existen cuando se pretende asignar la información espectral proporcionada por un sensor espacial a unas determinadas clases informacionales predefinidas. Es conocido que los errores de clasificación pueden tener una considerable influencia en los valores de los índices del paisaje (Wickham *et al.* 1997), por lo que es deseable el evitar este factor de incertidumbre en el contexto del estudio de la influencia de la unidad mínima cartografiada.

A las 27 imágenes categóricas derivadas de la escena Landsat-TM se les aplicó el algoritmo de variación de la UMC descrito en el apartado 5.2.1, de manera que se obtuvieron series de imágenes que sólo diferían en su unidad mínima cartografiada, como se muestra en la figura 5.5.

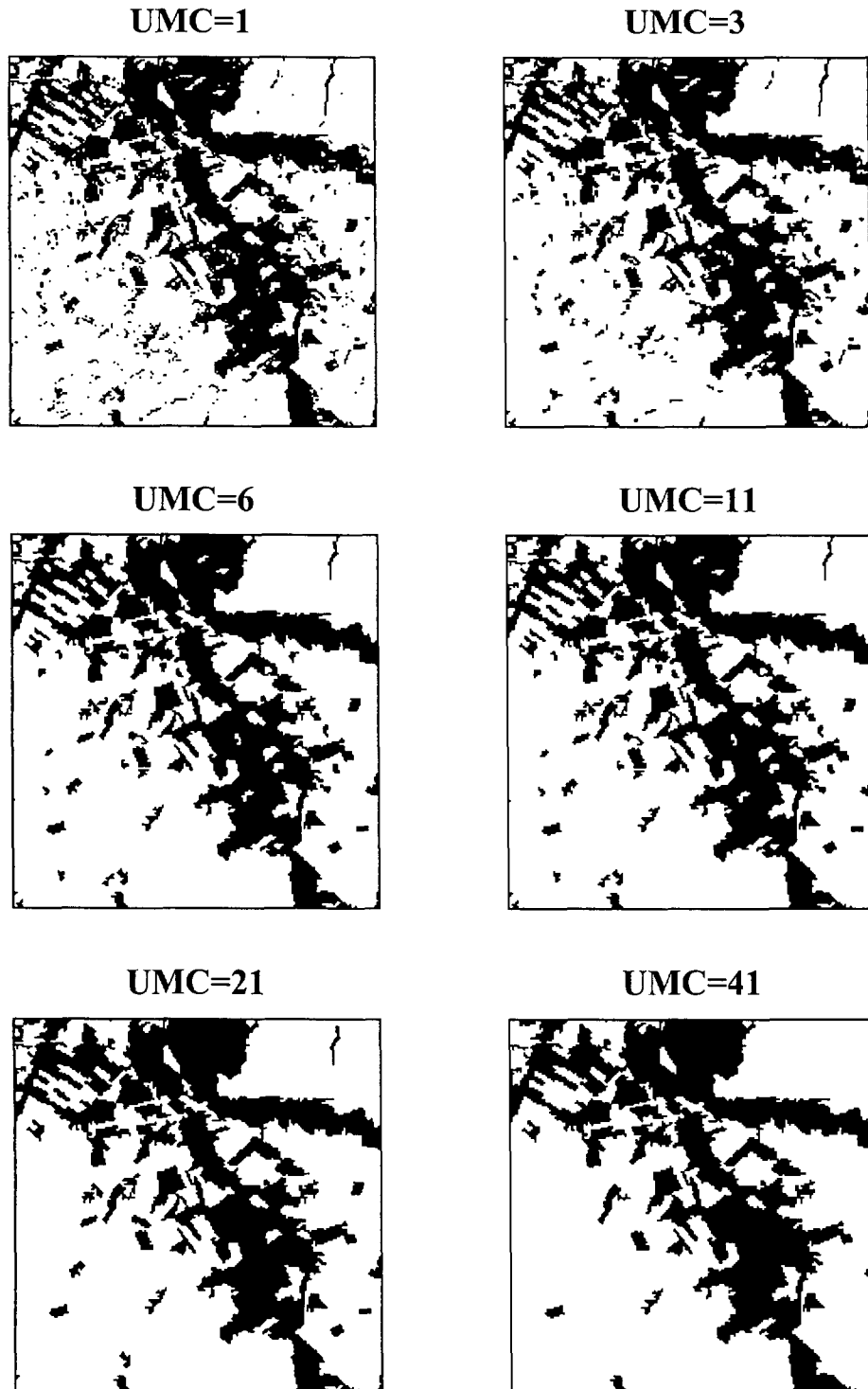


Figura 5.5. Efecto de la variación de la unidad mínima cartografiada (UMC) en una de las imágenes Landsat-TM clasificada mediante un valor umbral del NDVI (se muestra una zona de 200x200 píxeles a modo de ejemplo). Las UMC se expresan como el número de píxeles de la tesela más pequeña existente en la imagen.

5.3. Resultados y discusión

5.3.1. Efecto de la unidad mínima cartografiada en la composición del paisaje

La selección de una determinada UMC puede tener una gran influencia en la composición de tipos de vegetación que queda reflejada en un mapa temático, según se desprende de los resultados obtenidos con las simulaciones CAM, que se muestran en la tabla 5.1. En esta tabla se puede observar que, en general, los tipos del mapa que son escasos en los datos originales (cuando $UMC=1$ píxel), tienden a verse aún menos representados al aumentar UMC, disminuyendo su abundancia (A_c). Por el contrario, las clases que ocupan un gran porcentaje del mapa ($A_c > 50\%$) tienden a hacerse más dominantes e incrementan su abundancia para mayores UMC (tabla 5.1). La intensidad de estas variaciones depende de la configuración espacial del paisaje; cuanto más fragmentado es éste (menor p en las simulaciones CAM), mayores son los sesgos que se introducen en la composición original por el uso de una determinada UMC (tabla 5.1). Como consecuencia de estos dos efectos combinados, los tipos de cubierta que son raros (bajo A_c) y se encuentran distribuidos en pequeñas unidades por el paisaje, pueden quedar fuertemente subestimados en su extensión cuando se genera un mapa con una gran UMC.

<i>p=0.55</i>					
<i>UMC</i>	<i>Abundancia clase (%)</i>				
<i>1</i>	<i>10</i>	<i>30</i>	<i>50</i>	<i>70</i>	<i>90</i>
2	9.91	29.92	50.00	70.09	90.10
3	9.86	29.86	50.00	70.13	90.15
6	9.70	29.72	50.00	70.29	90.31
11	9.41	29.42	49.99	70.55	90.58
21	8.95	29.00	50.01	70.99	91.01
41	8.37	28.42	50.00	71.65	91.60

<i>p=0.5</i>					
<i>UMC</i>	<i>Abundancia clase (%)</i>				
<i>1</i>	<i>10</i>	<i>30</i>	<i>50</i>	<i>70</i>	<i>90</i>
2	9.85	29.83	49.99	70.16	90.15
3	9.76	29.75	49.99	70.24	90.24
6	9.46	29.44	49.98	70.53	90.55
11	8.91	28.92	49.99	71.11	91.11
21	8.07	27.94	50.02	71.96	92.02
41	6.75	26.55	50.06	73.37	93.21

<i>p=0.4</i>					
<i>UMC</i>	<i>Abundancia clase (%)</i>				
<i>1</i>	<i>10</i>	<i>30</i>	<i>50</i>	<i>70</i>	<i>90</i>
2	9.73	29.74	50.00	70.27	90.28
3	9.56	29.58	49.99	70.43	90.45
6	8.89	28.97	50.00	71.04	91.13
11	7.63	27.74	50.01	72.19	92.40
21	5.69	25.64	49.96	74.41	94.32
41	3.44	22.23	49.93	77.82	96.63

<i>p=0</i>					
<i>UMC</i>	<i>Abundancia clase (%)</i>				
<i>1</i>	<i>10</i>	<i>30</i>	<i>50</i>	<i>70</i>	<i>90</i>
2	3.48	23.48	50.02	76.52	96.54
3	1.35	19.50	49.97	80.50	98.67
6	0.08	11.25	49.93	88.67	99.93
11	0.07	0.36	50.06	94.69	100
21	0.07	0.09	50.24	98.25	100
41	0.07	0.09	48.26	99.52	100

Tabla 5.1. Variaciones en la abundancia de la clase (A_c) causadas por el efecto de incrementar la unidad mínima cartografiada (UMC) en las simulaciones CAM, para distintos grados de fragmentación de los patrones (p). La abundancia original, correspondiente al patrón con $UMC=1$ píxel, se destaca en las tablas en cursiva.

Estas conclusiones son coherentes con los resultados obtenidos por Fuller y Brown (1996), que convirtieron los datos del mapa de cubierta del suelo de Gran Bretaña del Institute for Terrestrial Ecology (con UMC=0.125 ha) en su equivalente CORINE (con UMC=25 ha) en un área de estudio en Yorkshire. Los resultados mostraron que sólo la mitad de la extensión de bosques de frondosas, que estaban caracterizados por una distribución fragmentada en el territorio, se mantuvieron en el mapa cuando se utilizó la UMC mayor correspondiente a CORINE. Fuller y Brown (1996) afirman que "los tipos de cubierta más extendidos se han consolidado, mientras que los más raros, especialmente aquellos que forman patrones diseccionados en el paisaje, fueron o eliminados, o incorporados en clases de mosaicos de CORINE, o asignadas al componente dominante".

Cuando se analiza el efecto de la UMC en las imágenes Landsat-TM, se obtienen resultados muy similares a los descritos anteriormente (tabla 5.2), aunque con cambios suaves en la A_G , semejantes a los que se producen en las simulaciones CAM para los valores más altos de p , que son precisamente, como se explicó en el capítulo 3, los que proporcionan los resultados de la simulación más realistas. En todos los casos las variaciones que se obtienen son consistentes; es decir, la abundancia de la clase siempre disminuye (cuando $A_c < 50\%$) o aumenta (cuando $A_c > 50\%$) al incrementar la UMC (tablas 5.1 y 5.2).

UMC	Abundancia clase (%)											
	Zona 1				Zona 2				Zona 3			
<i>1</i>	10.13	30.08	69.13	89.55	8.98	31.03	70.13	89.32	10.23	29.84	70.17	89.26
2	9.91	30.00	69.24	89.69	8.85	30.71	70.34	89.63	8.95	29.40	70.39	89.58
3	9.74	29.97	69.33	89.78	8.76	30.49	70.49	89.81	8.26	29.13	70.54	89.78
6	9.42	29.90	69.48	89.94	8.61	30.12	70.69	90.09	7.17	28.56	70.84	90.16
11	9.10	29.82	69.64	90.08	8.52	29.72	70.92	90.34	6.27	27.95	71.17	90.57
21	8.58	29.77	69.86	90.33	8.40	29.23	71.16	90.60	5.29	27.27	71.68	91.07
41	7.99	29.60	70.17	90.57	8.24	28.80	71.46	90.90	4.26	26.44	72.35	91.65

Tabla 5.2. Variación de la abundancia de la clase con la unidad mínima cartografiada (UMC) en las imágenes Landsat-TM. La abundancia inicial existente en las imágenes originales es la correspondiente a UMC=1 píxel, que se destaca en la tabla en cursiva. Se presentan los datos correspondientes a las tres zonas analizadas.

Como consecuencia de la influencia que la UMC tiene en la composición espacial, la diversidad del paisaje, medida con índices tales como el de Shannon o el de Simpson (Simpson 1949, Shannon y Weaver 1962, O'Neill *et al.* 1988, Haines-Young y Chopping 1996), tiende a subestimarse en los mapas con mayores UMC, como se puede obtener de manera inmediata a partir de los datos de las tabla 5.1 y 5.2.

	UMC	$p=0.55$			$p=0.5$			$p=0.4$			$p=0$		
		Abundancia clase(%) para UMC=1			Abundancia clase(%) para UMC=1			Abundancia clase(%) para UMC=1			Abundancia clase(%) para UMC=1		
		20	50	80	20	50	80	20	50	80	20	50	80
NT	1	691.5	507.4	143.6	1130.5	594.9	85.0	2071.0	781.6	42.6	19530.4	10654.8	242.1
	3	389.2	256.3	62.3	678.6	309.3	30.3	1342.0	429.8	11.0	2980.6	2620.6	1.6
	11	199.2	122.4	23.5	374.9	147.9	8.0	692.4	225.1	2.8	46.2	533.0	1.0
	41	85.2	46.3	5.4	155.8	64.7	1.9	198.5	97.8	1.0	0.0	120.5	1.0
TMT	1	46.3	158.5	911.8	27.8	134.6	1537.9	14.9	102.5	3087.7	1.6	7.5	532.4
	3	81.3	313.3	2136.6	45.6	259.2	4300.7	22.4	186.7	12492.9	4.2	30.5	103154.2
	11	154.8	657.6	6049.2	78.2	543.0	17629.2	38.0	357.8	59841.0	13.0	150.9	159393.3
	41	339.5	1749.4	33856.6	160.1	1251.5	93510.5	81.1	828.3	144071.2	0.0	690.0	160000.0
LB	1	18037.4	28429.8	18824.0	24997.6	39371.8	25878.6	35282.8	55069.6	36372.0	102670.4	160260.0	103421.8
	3	16362.8	26308.4	17225.6	22779.6	36959.8	23723.6	31915.2	52100.8	33079.0	30312.0	115603.8	31849.0
	11	13892.4	23488.2	15016.8	19213.6	33520.0	20275.2	24594.2	47668.8	26139.8	1098.0	76705.6	2685.2
	41	10908.8	19961.8	12163.0	13934.8	29533.4	15223.2	12647.2	41756.6	14002.4	0.0	41384.0	1600.0
LBI	1	1167.2	6819.4	13504.0	520.6	8416.6	22047.2	112.8	9258.4	33121.8	1.2	3533.0	99258.0
	3	856.0	5851.0	12291.8	351.0	7443.2	20170.6	54.0	8353.6	30046.0	0.0	4481.2	29894.4
	11	471.4	4569.8	10571.8	155.0	5928.6	17050.2	11.6	6650.6	23373.4	0.0	5168.8	1063.0
	41	157.4	2980.4	8255.6	24.0	4233.8	12376.4	0.0	4757.0	11714.0	0.0	7440.2	0.0
TMX	1	2.17	28.38	79.52	.82	21.82	80.23	.22	16.62	80.57	.01	.29	79.79
	3	2.17	28.49	79.74	.83	22.06	80.57	.22	16.95	81.13	.01	1.08	92.11
	11	2.20	28.78	80.34	.83	22.33	81.66	.22	17.36	83.40	.02	4.99	99.62
	41	2.24	29.40	81.72	.85	22.89	84.46	.22	18.85	90.05	.00	20.76	100.00
ID	1	0.9986	0.9050	0.3677	0.9997	0.9376	0.3563	0.9999	0.9582	0.3509	1.0000	0.9998	0.3633
	3	0.9986	0.9043	0.3642	0.9997	0.9366	0.3510	0.9999	0.9547	0.3419	1.0000	0.9991	0.1516
	11	0.9986	0.9023	0.3546	0.9996	0.9351	0.3332	0.9999	0.9528	0.3045	1.0000	0.9932	0.0076
	41	0.9985	0.8981	0.3322	0.9996	0.9317	0.2867	0.9999	0.9461	0.1892	1.0000	0.9381	0.0000
IC	1	.9469	.9932	.9986	.9047	.9912	.9991	.8267	.9883	.9995	.2849	.8193	.9988
	3	.9511	.9936	.9989	.9120	.9918	.9993	.8400	.9894	.9996	.5329	.9205	.9999
	11	.9573	.9943	.9992	.9229	.9925	.9996	.8646	.9902	.9997	.7262	.9716	1.0000
	41	.9647	.9951	.9995	.9380	.9933	.9997	.8991	.9917	.9999	.0000	.9890	1.0000
IFM	1	1.200	1.197	1.122	1.219	1.257	1.097	1.215	1.346	1.082	1.046	1.289	1.018
	3	1.344	1.378	1.263	1.354	1.476	1.250	1.323	1.598	1.287	1.239	1.731	1.249
	11	1.513	1.600	1.416	1.501	1.797	1.471	1.458	1.948	1.585	1.657	2.401	1.016
	41	1.802	2.060	1.791	1.785	2.359	1.809	1.763	2.613	1.507	.000	2.999	1.000
IFP	1	2.426	7.442	2.663	2.005	8.876	2.211	1.623	10.847	2.074	1.118	2.683	2.172
	3	2.428	7.428	2.641	2.015	8.893	2.180	1.636	11.236	2.013	1.287	4.262	1.269
	11	2.455	7.414	2.582	2.055	8.881	2.097	1.698	11.263	1.861	1.667	7.354	1.016
	41	2.521	7.396	2.484	2.176	8.834	1.905	1.905	11.546	1.507	.000	8.825	1.000
DF	1	1.220	1.242	1.179	1.228	1.287	1.157	1.231	1.335	1.135	1.296	1.488	1.152
	3	1.254	1.293	1.168	1.270	1.361	1.129	1.272	1.424	NV	1.490	1.598	NV
	11	1.321	1.376	1.164	1.364	1.469	NV	1.407	1.551	NV	1.334	1.600	NV
	41	1.385	1.451	NV	1.449	1.566	NV	1.571	1.662	NV	NV	1.471	NV

Tabla 5.3. Valores medios de los índices de configuración espacial correspondientes a unidades mínimas cartografiadas (UMC) de 1, 3, 11 y 41 píxeles en las simulaciones CAM, para algunos valores representativos de la fragmentación (p) y abundancia de la clase (A_c). La A_c del 20%, 50% y 80% es la correspondiente a las imágenes originales en las que $UMC=1$, y la A_c puede sufrir modificaciones al variar la UMC, tal y como se muestra en la tabla 5.1. Los casos en los que no fue posible obtener estimaciones válidas de la dimensión fractal se indican con NV.

	UMC	Zona 1			Zona 2			Zona 3		
		Abundancia clase(%) para UMC=1			Abundancia clase(%) para UMC=1			Abundancia clase(%) para UMC=1		
		20	50	80	20	50	80	20	50	80
NT	1	5996	7426	4212	9525	12631	5500	27359	12615	4682
	3	2101	2247	1176	2746	3765	1572	6897	3409	1230
	11	861	658	294	776	1053	469	1891	1045	390
	41	312	207	67	205	261	115	523	297	103
TMT	1	32.8	67.9	188.3	20.1	40.3	144.9	7.2	40.0	170.2
	3	93.2	224.1	676.7	67.7	134.9	510.3	26.1	149.4	652.1
	11	224.0	763.9	2720.6	231.3	479.8	1727.1	84.9	489.0	2076.0
	41	595.3	2425.2	12034.4	832.6	1922.0	7098.5	260.2	1736.7	7979.7
LB	1	133380	176534	133248	131370	250971	180642	303554	320949	189487
	3	104182	135493	98619	91500	179641	128076	193883	228609	142340
	11	82867	102720	70922	62859	125865	87660	125918	171717	107721
	41	61244	77801	48855	42108	85940	57588	79267	122964	75296
LBI	1	22114	48326	77074	21944	80518	102066	21380	133154	99782
	3	14904	35054	59220	15370	55018	71886	12128	99328	72966
	11	9572	22996	42390	10122	35902	45790	6018	76160	51828
	41	5050	12962	28310	6804	21244	28866	2620	53750	28546
TMX	1	2.69	29.23	74.10	8.47	30.97	75.01	1.12	38.58	70.03
	3	2.93	29.50	74.66	8.60	32.20	76.17	1.30	40.23	72.20
	11	3.00	29.86	75.36	8.76	32.69	77.47	1.34	41.82	73.22
	41	3.11	30.34	76.38	8.92	37.99	78.74	1.42	43.93	74.79
ID	1	.9980	.9085	.4503	.9917	.9003	.4373	.9997	.8509	.5088
	3	.9977	.9036	.4419	.9914	.8923	.4197	.9996	.8379	.4779
	11	.9976	.8932	.4313	.9911	.8887	.3998	.9996	.8249	.4631
	41	.9974	.8896	.4158	.9908	.8531	.3799	.9995	.8068	.4398
IC	1	.9731	.9940	.9962	.9737	.9895	.9971	.8989	.9951	.9973
	3	.9781	.9956	.9972	.9806	.9929	.9979	.9361	.9960	.9982
	11	.9816	.9969	.9981	.9861	.9945	.9985	.9544	.9970	.9985
	41	.9854	.9975	.9987	.9903	.9965	.9990	.9674	.9979	.9989
IFM	1	1.189	1.147	1.124	1.134	1.144	1.140	1.136	1.144	1.144
	3	1.477	1.416	1.374	1.400	1.408	1.409	1.444	1.438	1.444
	11	1.779	1.799	1.751	1.770	1.808	1.783	1.876	1.814	1.819
	41	2.136	2.285	2.293	2.246	2.409	2.320	2.418	2.248	2.431
IFP	1	5.095	9.269	3.935	5.301	7.412	6.608	3.519	15.914	7.815
	3	5.020	9.478	3.531	5.107	7.688	6.011	3.901	12.726	8.108
	11	4.940	9.816	3.403	5.041	7.019	5.641	4.018	11.826	7.381
	41	4.904	9.491	3.170	4.982	7.504	4.826	4.208	11.171	7.334
DF	1	1.315	1.329	1.321	1.330	1.340	1.337	1.373	1.344	1.339
	3	1.328	1.364	1.354	1.365	1.391	1.383	1.429	1.380	1.374
	11	1.340	1.392	1.328	1.357	1.405	1.355	1.431	1.370	1.390
	41	1.340	1.445	1.252	1.338	1.413	1.267	1.456	1.358	1.404

Tabla 5.4. Valores de los índices del paisaje para distintas unidades mínimas cartografiadas (UMC) en cada una de las tres zonas analizadas mediante los datos Landsat-TM, para los casos en los que la abundancia de la clase es del 20, 50 y 80% en los datos originales (con UMC=1).

	$p=0.55$			$p=0.5$			$p=0.4$			$p=0$		
	Abundancia clase(%) para UMC=1			Abundancia clase(%) para UMC=1			Abundancia clase(%) para UMC=1			Abundancia clase(%) para UMC=1		
	20	50	80	20	50	80	20	50	80	20	50	80
NT	-97.62	-76.34	-23.82	-149.83	-88.64	-15.27	-273.37	-110.35	-7.89	-3863.57	-2007.08	-47.81
TMT	3.72	17.13	176.30	1.73	14.01	552.21	0.79	8.76	1947.62	0.39	4.92	5488.18
LB	-33.56	-40.01	-30.82	-46.83	-47.37	-45.36	-86.53	-59.91	-82.84	-822.29	-676.42	-815.53
LBI	-6.18	-19.99	-26.06	-3.25	-22.11	-44.41	-0.90	-23.18	-86.65	-0.01	14.54	-872.78
TMX	0.11	1.15	2.34	0.03	1.47	4.07	0.01	2.13	8.09	0.01	13.45	56.75
ID	-0.01	-0.89	-4.38	-0.00	-0.84	-7.72	0.00	-1.83	-15.54	0.00	-2.21	-119.36
IC	18.79	2.06	1.03	33.06	2.27	0.78	68.79	3.58	0.46	801.62	276.55	2.26
IFM	425.63	548.42	399.68	383.72	733.90	507.50	329.77	818.22	683.41	830.74	1511.07	-3.36
IFP	1.21	-1.18	-3.33	2.05	0.22	-4.66	3.06	17.04	-8.74	22.50	191.46	-47.37
DF	165.96	220.55	-24.91	223.09	298.20	NV	288.45	355.59	NV	62.62	183.62	NV

Tabla 5.5. Sensibilidad (S) de los índices de configuración espacial a la unidad mínima cartografiada, para distintos casos de la fragmentación (p) y abundancia de la clase (A_c) en las simulaciones CAM. Cuanto mayor es el valor absoluto de S , más sensible es el índice a cambios en la UMC. Valores positivos de S indican que el índice tiende a incrementarse con mayores UMC y viceversa. Los casos en los que no fue posible obtener estimaciones válidas de la dimensión fractal se indican con NV.

5.3.2. Efecto de la unidad mínima cartografiada en la configuración del paisaje

En la tabla 5.3 se muestran los valores medios de los índices de configuración espacial en las simulaciones CAM, para algunos casos representativos de las características de los patrones espaciales (p y A_c), mientras que la tabla 5.4 contiene los valores de los índices correspondientes a las tres zonas analizadas con los datos Landsat- TM. Los valores de los tres índices no adimensionales considerados en este estudio (TMT, LB, LBI) se expresan en este capítulo utilizando como unidades el área y longitud de un píxel de la imagen, tanto en los datos CAM como Landsat-TM.

En la tabla 5.3 se puede apreciar que la sensibilidad de un determinado índice a los cambios en la UMC puede ser muy diferente dependiendo de las características espaciales de los paisajes. En la mayoría de los casos, las variaciones de los índices son mayores en los paisajes más fragmentados (menor p). Este es un resultado esperado, ya que cuanto más fragmentado es el paisaje, más numerosas y pequeñas son las teselas, y por tanto la eliminación de las teselas menores de una determinada UMC afecta a una mayor proporción de la extensión total del paisaje. Las variaciones de un índice concreto dependen también de la abundancia de la clase analizada, como se puede apreciar en las tablas 5.3 (simulaciones CAM) y 5.4 (datos Landsat-TM).

Para cuantificar la sensibilidad de los índices ante cambios en la unidad mínima cartografiada, adaptamos a este caso la ecuación 2.15, obteniendo la siguiente expresión:

$$S = 100 \frac{I^{11} - I^1}{DE} \quad (5.2)$$

donde I^1 e I^{11} son, respectivamente, los valores del índice espacial en una imagen (ya sea CAM o Landsat-TM) en la que se ha variado la unidad mínima cartografiada de 1 a 11 píxeles. DE es la desviación estándar de los índices en el conjunto de todos los datos espaciales con UMC=1, ya sea en las imágenes CAM o Landsat-TM (se calcularán las sensibilidades independientemente para cada uno de estos tipos de datos). En el caso de las simulaciones CAM, hay que tener en cuenta que son los valores más altos de la probabilidad inicial p los que proporcionan los resultados de la simulación más realistas (capítulo 3). En general, el grado de fragmentación presente en la mayoría de los patrones del paisaje se puede replicar con valores de $p \geq 0.4$ (figura 3.5, Saura y Martínez Millán 2001), por lo que en el cálculo de DE en las simulaciones CAM se han considerado sólo los casos con $p \geq 0.4$. La inclusión de todos los valores de p en el cálculo de DE supondría sobreestimar las variaciones de índices como el número de teselas (Saura y Martínez-Millán 2001), que presentan valores mucho más altos en el caso de las simples imágenes aleatorias ($p=0$) que en los patrones reales del paisaje (capítulo 3).

S expresa el porcentaje de la variación de un índice debido a cambios en la UMC con respecto a su rango de variación total en los datos espaciales. Cuanto más cercano sea S a 0, más robusto es el índice a cambios en la unidad mínima cartografiada (de $UMC=1$ a $UMC=11$). Valores positivos de S indican que el índice tiende a incrementarse con la unidad mínima cartografiada, y viceversa. S se ha calculado utilizando 11 píxeles como la UMC mayor porque, tras realizar diversos tanteos, se ha puesto de manifiesto que este valor resulta adecuado para capturar e ilustrar las tendencias de variación típicas de los índices con UMC. La tabla 5.5 muestra los valores de S para los diez índices analizados y algunos valores representativos de p y A_c en las simulaciones CAM.

Se puede establecer una ordenación de la sensibilidad media (S_{MD}) de los índices frente a UMC mediante el cálculo de la media de los valores absolutos de sensibilidad correspondientes tanto a las simulaciones CAM como a los datos Landsat-TM (tabla 5.6). No obstante, hay que tener en cuenta que el comportamiento de los índices puede ser muy variable dependiendo de la abundancia y fragmentación de la clase (tablas 5.3 y 5.5), y los valores de S_{MD} sólo nos permiten hacer una comparación en términos promedios de su sensibilidad.

<i>Datos CAM</i>			<i>Datos Landsat-TM</i>		
Índice	S_{GB}	Nº orden	Índice	S_{GB}	Nº orden
NT	81.9	7	NT	153.8	7
TMT	344.9	9	TMT	1551.9	9
LB	45.7	6	LB	125.0	6
LBI	22.9	5	LBI	78.64	5
TMX	1.83	1	TMX	5.97	1
ID	3.0	2	ID	6.98	2
IC	14.2	4	IC	26.71	4
IFM	483.3	10	IFM	2943.55	10
IFP	3.6	3	IFP	22.97	3
DF	197.2	8	DF	328.62	8

Tabla 5.6. Valores de sensibilidad media (S_{MD}) a la unidad mínima cartografiada de los índices de configuración espacial analizados, correspondientes a las simulaciones CAM ($p \geq 0.4$) y a las imágenes Landsat-TM, calculados como la media de los valores absolutos de sensibilidad. En las columnas de la derecha se incluyen los números de orden que corresponden a cada índice en una ordenación de menor a mayor sensibilidad a la UMC basada en los valores de S_{MD} .

En la tabla 5.6 se puede apreciar que, aunque los valores de sensibilidad media (S_{MD}) obtenidos en las imágenes Landsat-TM son mayores que los derivados de las simulaciones CAM, ambos conjuntos de datos proporcionan exactamente la misma ordenación de la sensibilidad de los índices. Es decir, tanto con las simulaciones CAM como con las imágenes Landsat-TM son los mismos índices los que presentan mayor y menor robustez ante los cambios en la UMC, lo que proporciona solidez al análisis y valida las conclusiones extraídas a partir de las simulaciones CAM.

Como los valores de S_{MD} están calculados teniendo en cuenta los valores absolutos de las variaciones de los índices, y por tanto no consideran el signo o sentido de la variación, es necesario realizar una comparación adicional entre los datos CAM y Landsat-TM. En este caso, en vez de considerar la magnitud de los cambios (como en la tabla 5.6), analizamos si los índices tienden a aumentar o disminuir con la UMC, como se muestra en la tabla 5.7.

Índice	<i>Sentido de la variación</i>	
	Simulaciones CAM	Datos Landsat-TM
NT	-	-
TMT	+	+
LB	-	-
LBI	-	-
TMX	+	+
ID	-	-
IC	+	+
IFM	+	+
IFP	+ / -	+ / -
DF	+ / -	+ / -

Tabla 5.7. Comparación entre el sentido de la variación de los índices con la UMC en los datos CAM y Landsat-TM. Los símbolos "+" y "-" indican respectivamente que el índice aumenta y disminuye al incrementar la UMC, mientras que "+ / -" indica que el sentido de la variación es variable dependiendo de los casos analizados.

Se aprecia en la tabla 5.7 la plena sintonía existente entre los resultados obtenidos con los datos CAM y Landsat-TM, viniendo estos últimos a confirmar y validar las tendencias de variación con la UMC detectadas en los índices de paisaje mediante el método CAM. Cabe destacar además que la mayoría de los índices (salvo IFP y DF) presentan variaciones consistentes frente a la UMC; es decir, siempre disminuyen o

siempre aumentan cuando se incrementa el tamaño de la unidad mínima cartografiada, presentándose esta consistencia tanto en las simulaciones CAM (tabla 5.3) como en los datos Landsat-TM (tabla 5.4). Esto hace que sea posible predecir el sentido de la variación de estos índices en unos datos espaciales cualesquiera, dada la amplia variedad y generalidad de los datos espaciales utilizados en el análisis.

En los siguientes apartados se analiza con detalle el comportamiento particular de cada uno de los índices espaciales. La figura 5.6 ilustra el comportamiento típico de los índices al variar la UMC para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM, mientras que la figura 5.7 muestra ese mismo comportamiento en el caso de los datos Landsat-TM.

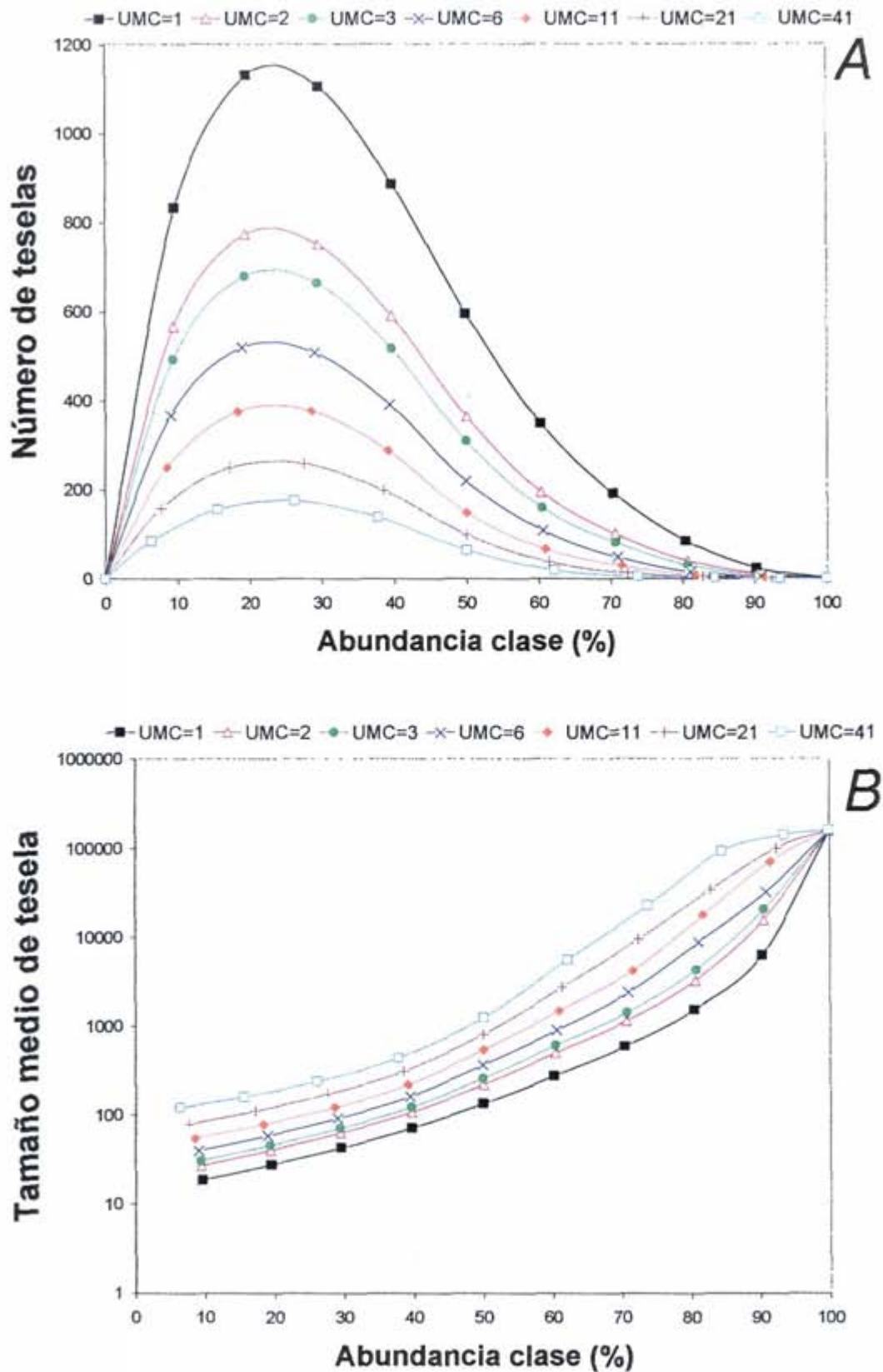


Figura 5.6. (1/5). Variación de los índices de configuración espacial con la unidad mínima cartografiada (UMC), para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM.

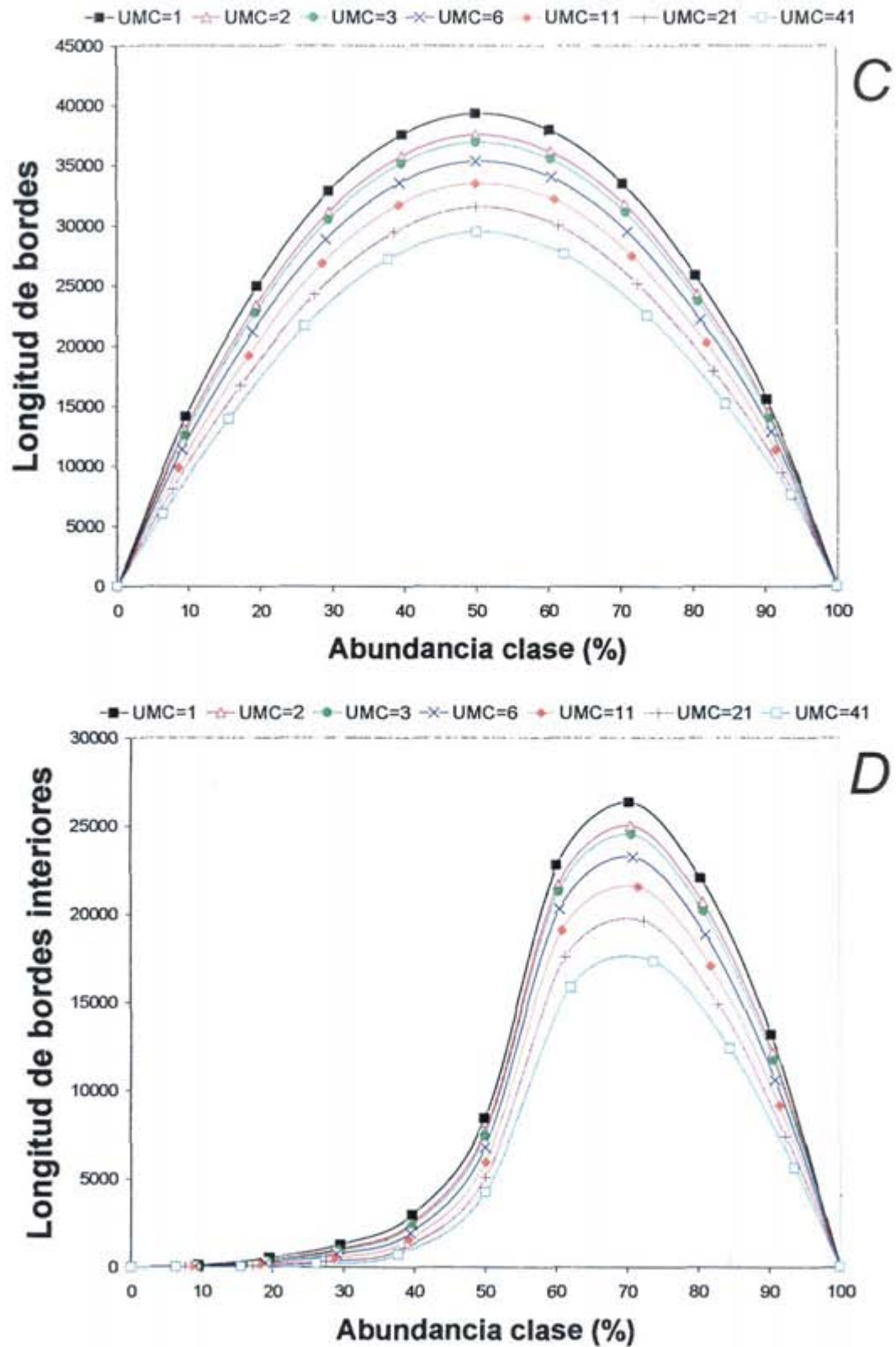


Figura 5.6. (2/5). Variación de los índices de configuración espacial con la unidad mínima cartografiada (UMC), para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM.

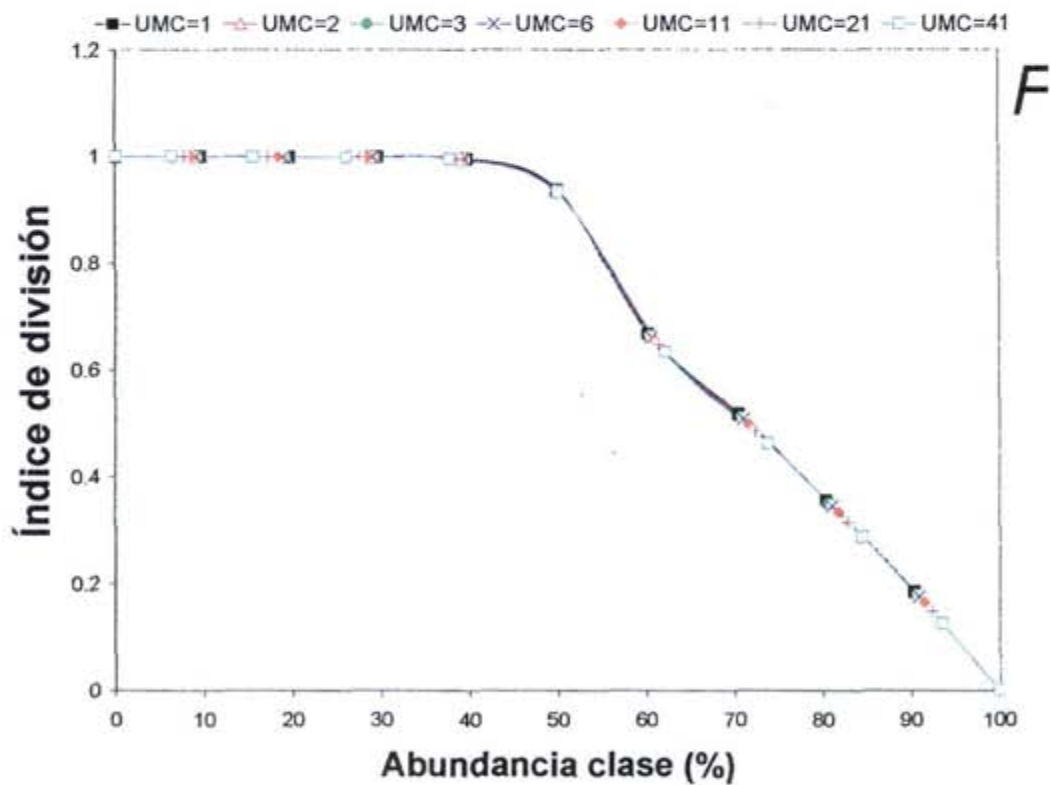
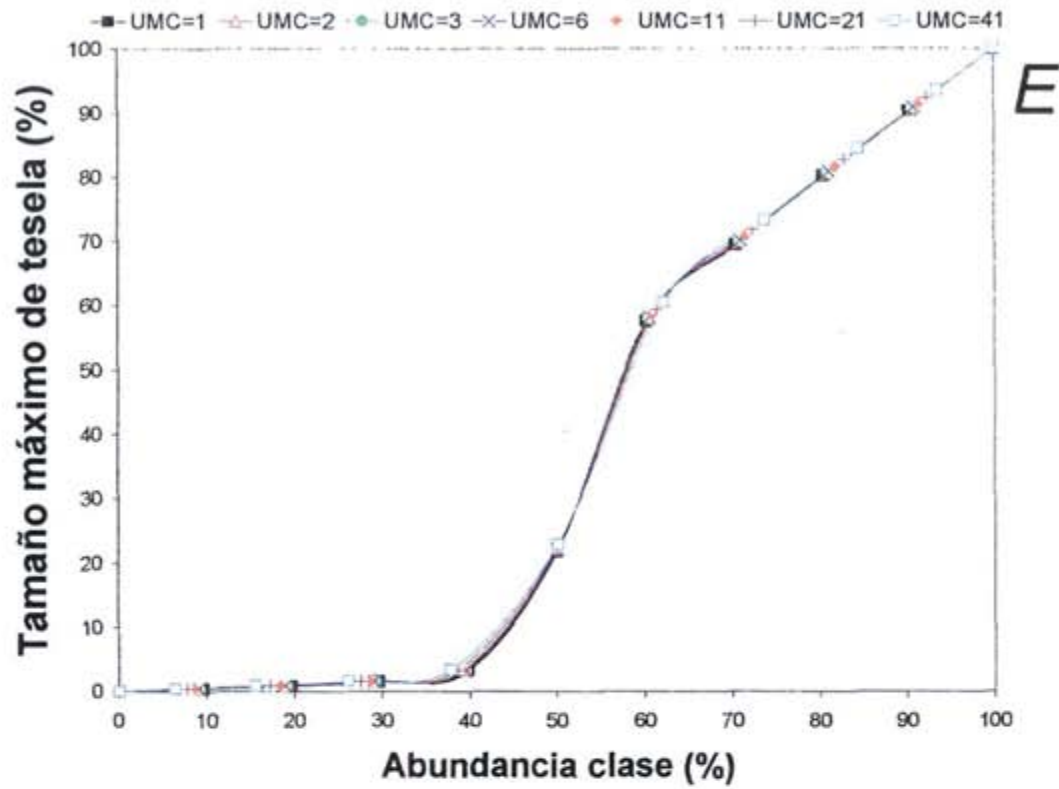


Figura 5.6. (3/5). Variación de los índices de configuración espacial con la unidad mínima cartografiada (UMC), para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM.

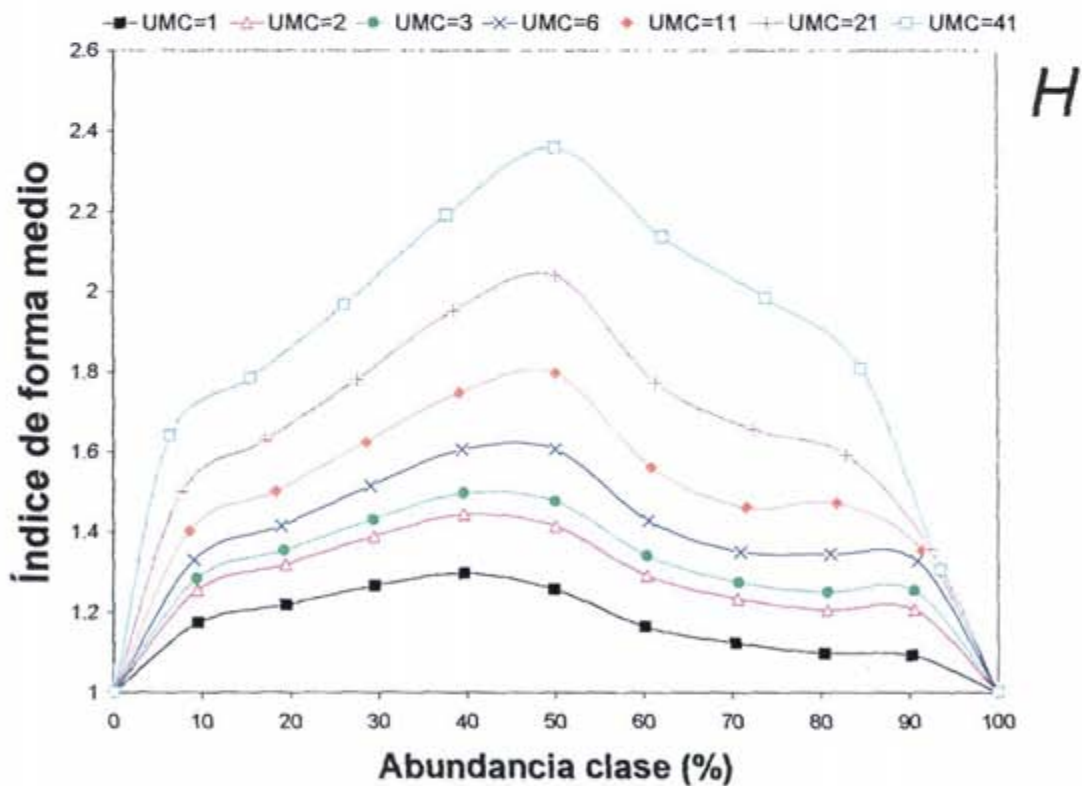
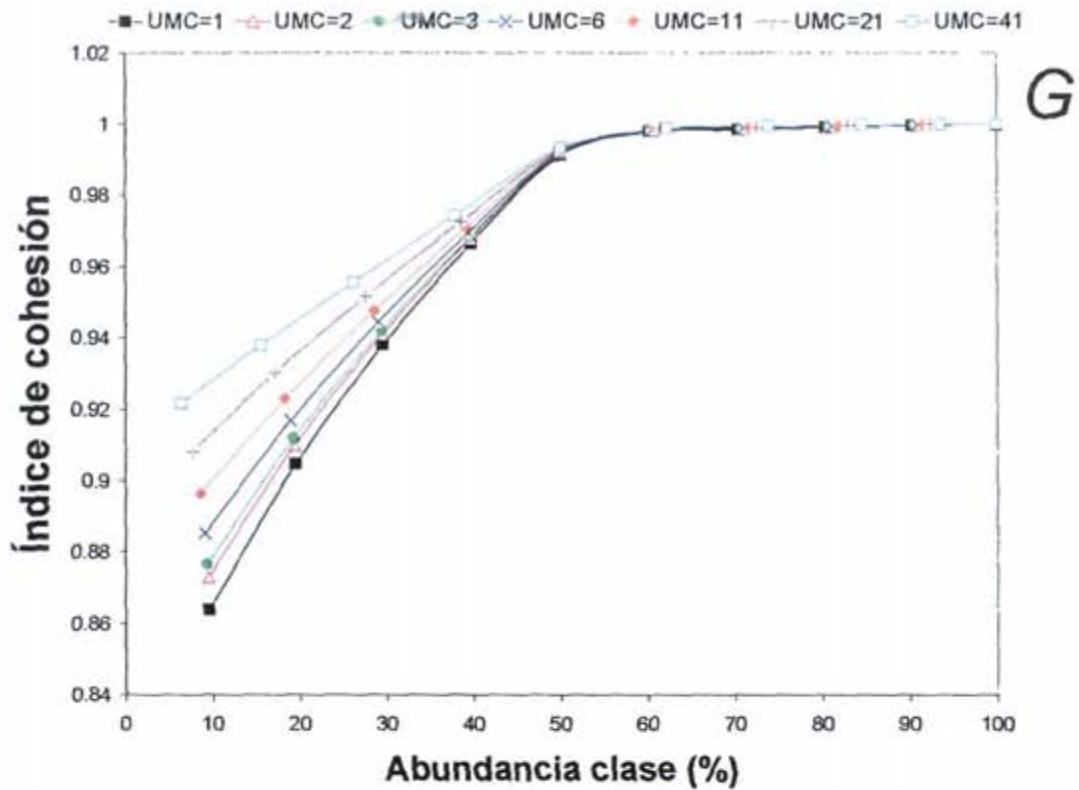


Figura 5.6. (4/5). Variación de los índices de configuración espacial con la unidad mínima cartografiada (UMC), para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM.

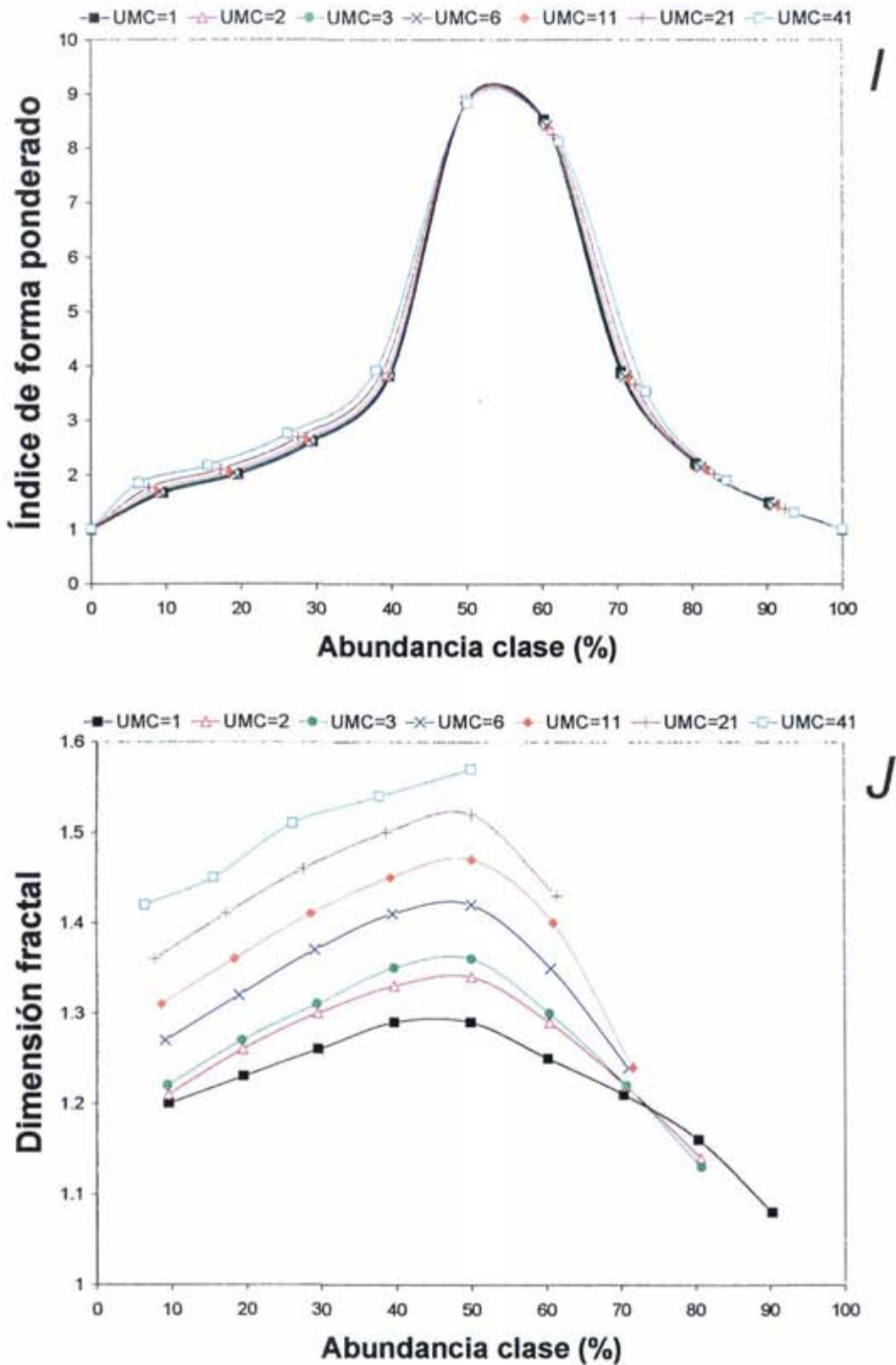


Figura 5.6. (5/5). Variación de los índices de configuración espacial con la unidad mínima cartografiada (UMC), para el caso $p=0.5$ en las simulaciones CAM.

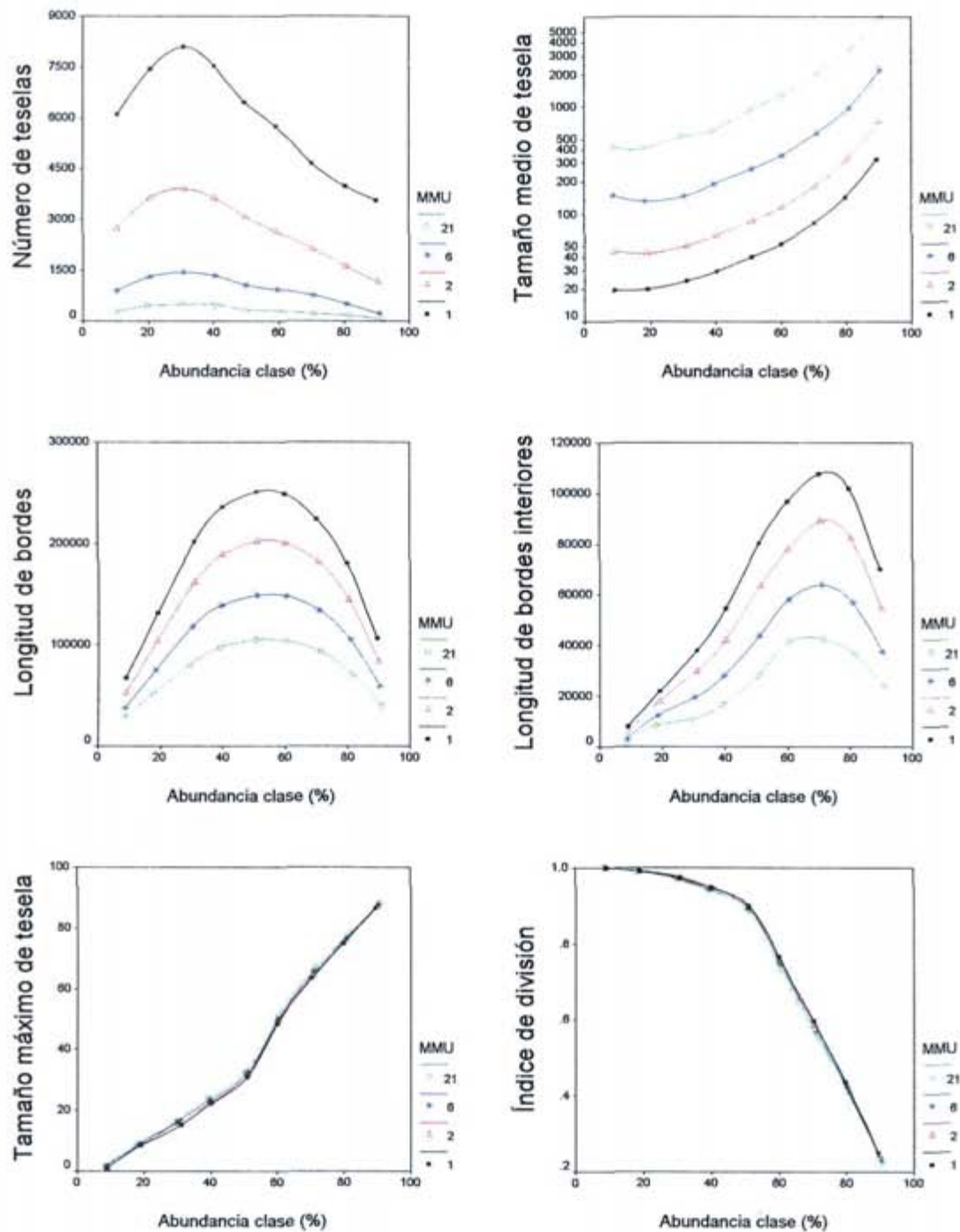


Figura 5.7. (1/2). Variación de los índices del paisaje con la unidad mínima cartografiada (UMC) en las imágenes Landsat-TM.

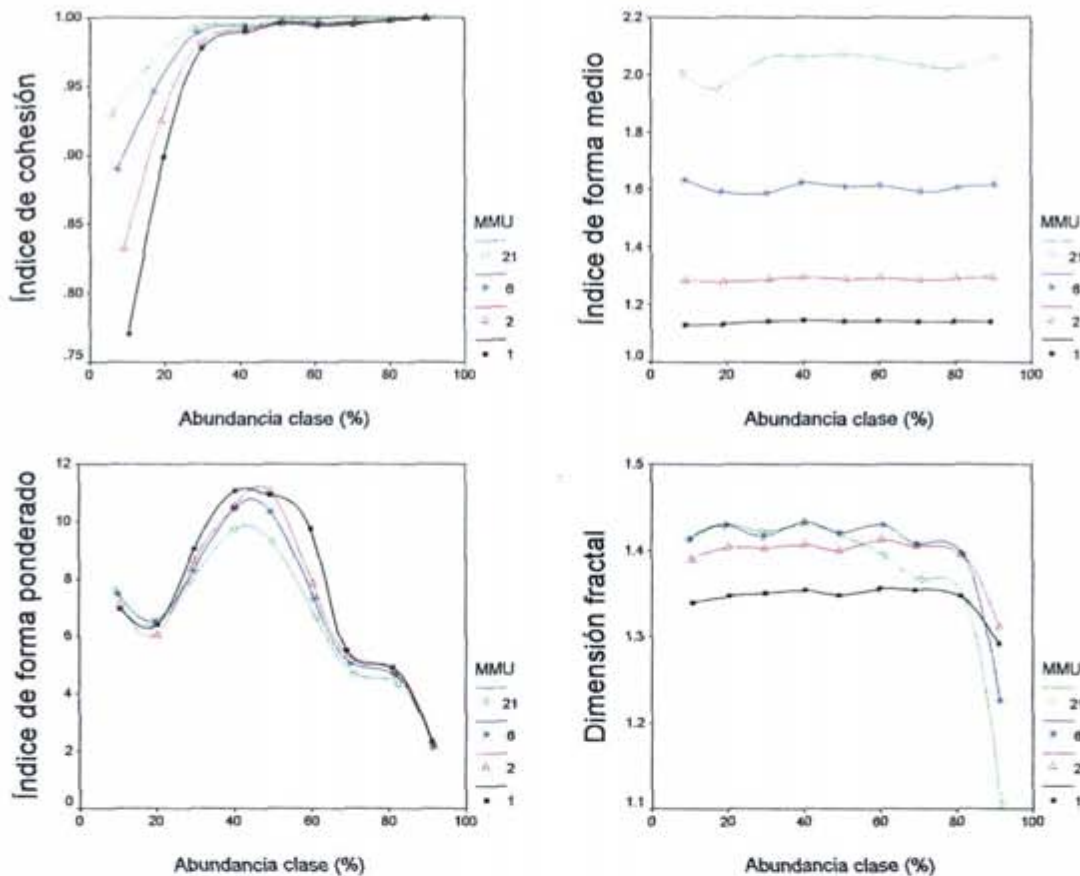


Figura 5.7. (2/2). Variación de los índices del paisaje con la unidad mínima cartografiada (UMC) en las imágenes Landsat-TM.

5.3.2.1. Número de teselas (NT) y tamaño medio de las teselas (TMT)

El principal efecto de incrementar la UMC es que todos las teselas con tamaño menor que UMC se “pierden” y no son incluidas en el mapa final, como se puede apreciar en las figuras 5.2 y 5.5. Diversos estudios han puesto de manifiesto que, aunque la suma de las áreas ocupadas por las teselas pequeñas pueda representar un pequeño porcentaje del área total del mapa, las distribuciones de frecuencias de los tamaños de las teselas son fuertemente asimétricas hacia la izquierda, y la mayoría de las teselas en los mapas son pequeñas (Harris 1984, Townsend 1986, Gardner *et al.* 1987, Pastor y Broschart 1990, Gulinck *et al.* 1993, Luque *et al.* 1994, Hulshoff 1995, Hlavka y Livingston 1997, Peralta y Mather 2000). En estas condiciones, al incrementar la UMC se “elimina” del patrón espacial una proporción muy grande de las teselas, con lo que además el tamaño medio de las teselas remanentes se incrementa muy considerablemente.

Por ello NT y TMT son dos de los índices más sensibles de los analizados en este estudio (tabla 5.6). Este efecto de disminución de NT y aumento de TMT al

incrementar la UMC se presenta, como no podría ser de otra manera, tanto en las simulaciones CAM (tablas 5.3 y 5.5) como en los datos Landsat-TM (tabla 5.4), con pautas de variación muy similares en ambos casos (figuras 5.6a, 5.6b y 5.7).

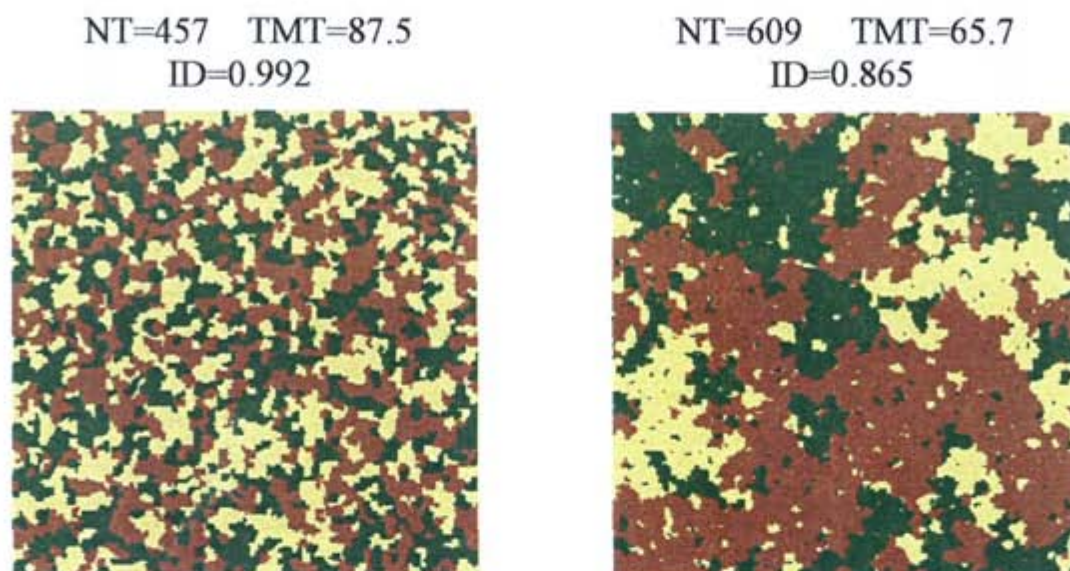


Figura 5.8. Dos patrones CAM con diferente unidad mínima cartografiada (UMC=11 píxeles en la imagen de la izquierda y UMC=1 en la de la derecha) en los que se ha calculado el valor de tres índices de fragmentación (número de teselas, tamaño medio de tesela, e índice de división) conjuntamente para todas las teselas de la imagen. El patrón de la derecha es claramente menos fragmentado que el situado a la izquierda, pero el efecto de la distinta UMC hace que NT y TMT no sean capaces de comparar adecuadamente los dos patrones espaciales. Por el contrario, ID es capaz de asignar correctamente un mayor grado de fragmentación al patrón de la izquierda, proporcionando conclusiones coherentes con las que se obtienen mediante la simple inspección visual de las imágenes.

Ciertamente, cuando se trata de comparar datos espaciales procedentes de distintas fuentes de información (y que, por tanto, pueden tener UMC diferentes), NT y TMT resultan ser indicadores de fragmentación muy deficientes. Ambos índices se han utilizado con frecuencia para caracterizar el grado de fragmentación de los paisajes (e.g. Iverson 1988, Turner y Ruscher 1988, Turner 1990, Luque *et al.* 1994, Hulshoff 1995, Benson y MacKenzie 1995, Sachs *et al.* 1998, Griffiths *et al.* 2000). Sin embargo, proporcionan resultados claramente indeseables cuando se comparan datos espaciales con distintas UMC, tal y como se ilustra en la figura 5.8.

Para poder considerar el manejo de estos índices (NT y TMT) en este contexto, es necesario contar con algún modelo teórico que permita conocer el efecto en los mismos de la variación de la unidad mínima cartografiada. Para ello, podemos considerar la ley potencial de Korčák (1938), que concluyó experimentalmente que las distribuciones de tamaños de diversas entidades geográficas (principalmente islas y lagos) se ajustan a la siguiente expresión:

$$NT(A > a) = k \cdot a^{-b} \quad (5.3)$$

donde $NT(A > a)$ es el número de teselas (objetos) con un tamaño mayor que a , k es una constante, y b es el exponente de Korčak.

Posteriormente, Mandelbrot (1983) vino a dar un fundamento teórico a estas observaciones experimentales de Korčak, al deducir, mediante la teoría de fractales, que en los patrones espaciales en los que la fragmentación se produce cumpliendo una autosemejanza con la escala, se da precisamente esa misma relación potencial (Korvin 1992). En ese caso la dimensión fractal de esa distribución de tamaños es igual al doble del exponente de Korčak (Mandelbrot 1983).

Tomando logaritmos en la ecuación 5.3, y adaptándola al caso de la unidad mínima cartografiada obtenemos la siguiente relación lineal entre el número de teselas y UMC:

$$\log(NT(UMC)) = \log(NT(1)) - E \cdot \log(UMC) \quad (5.4)$$

donde $NT(UMC)$ es el número de teselas en los datos con una unidad mínima cartografiada de tamaño UMC, $NT(1)$ es el número de teselas cuando $UMC=1$ píxel (0.09 hectáreas en el caso de las imágenes Landsat-TM), y E ($E > 0$) es, en valor absoluto, la pendiente de la recta de la ecuación 5.4 (o lo que es lo mismo, el valor del exponente de Korčak en la ecuación 5.3).

El ajuste de los datos Landsat-TM y CAM a la ecuación 5.4 es considerablemente bueno, como se puede observar en las figuras 5.9 (Landsat-TM) y 5.10 (CAM). En concreto, se obtienen en todos los casos coeficientes de determinación (R^2) superiores a 0.9. Los valores de la pendiente E en los datos Landsat-TM varían entre 0.845 y 1.314, dependiendo de las características de los patrones espaciales. Debido a este relativamente amplio rango de variación, se requieren investigaciones más detalladas que, considerando las propias características espaciales de los datos del paisaje, permitan relacionar éstas características con el valor de E , de manera que pueden llegar a obtenerse buenas aproximaciones del número de teselas (y el tamaño medio de las mismas) correspondientes a datos con diferentes unidades mínimas cartografiadas.

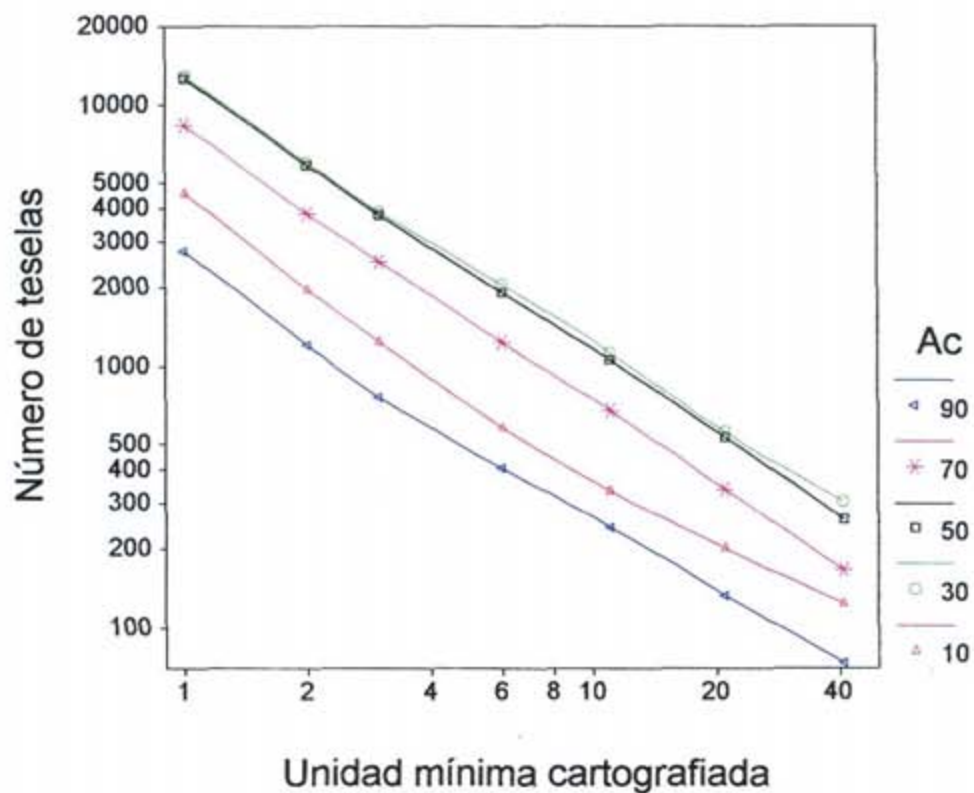
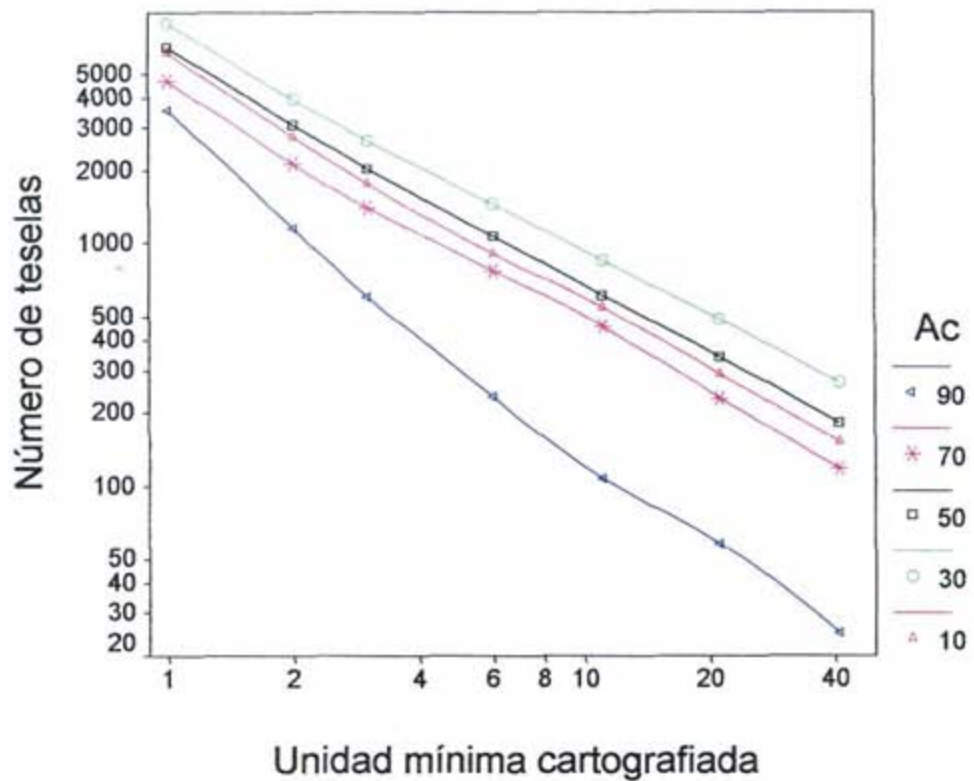


Figura 5.9. Relación en escala logarítmica entre el número de teselas y la unidad mínima cartografiada (expresada en píxeles) en los datos Landsat-TM de las zonas 1 (arriba) y 2 (abajo), para distintos casos de la abundancia de la clase (A_c).

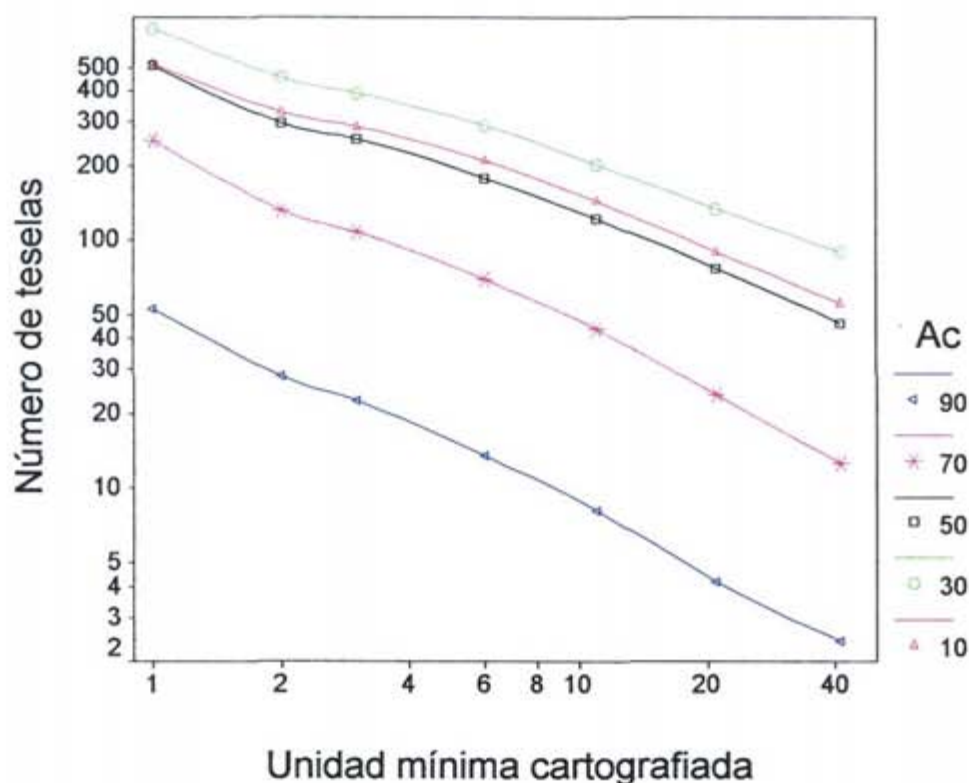


Figura 5.10. Relación en escala logarítmica entre el número de teselas y la unidad mínima cartografiada (expresada en píxeles) en las simulaciones CAM para $p=0.5$, para distintos casos de la abundancia de la clase (A_c).

5.3.2.2. Longitud de bordes (LB) y longitud de bordes interiores (LBI)

La longitud de bordes disminuye al incrementarse la UMC, tanto en las simulaciones CAM (tablas 5.3 y 5.5, figura 5.6c) como en los datos Landsat-TM (tabla 5.4, figura 5.7), siendo LB bastante sensible a este respecto (tabla 5.6). Los bordes correspondientes a las teselas más pequeñas se pierden, total o parcialmente, cuando éstas se "funden" con teselas mayores que rodean su perímetro. Aunque LB es menos sensible a UMC que NT, se pueden introducir sesgos considerables al comparar directamente la longitud de bordes calculada en mapas con diferente UMC, por lo que estos efectos deben tenerse en cuenta para analizar adecuadamente los patrones espaciales del paisaje.

La sensibilidad media de LBI con UMC no es tan grande como la de LB (tabla 5.6). Sin embargo, la magnitud de los cambios en LBI es bastante variable, y depende del porcentaje del área total del mapa ocupada por la clase de interés (tabla 5.5). La presencia de bordes interiores requiere una o varias teselas grandes en las cuales puedan quedar englobadas las teselas más pequeñas, y esto ocurre básicamente cuando la abundancia de la clase (A_c) es suficientemente alta, lo que hace que las variaciones de LBI sean mucho más grandes en esos casos (figuras 5.6d y 5.7, tabla

5.5). Obviamente, LBI también tiende a disminuir cuando aumenta UMC, dado que las pequeñas teselas dispuestas en el interior de las teselas grandes a modo de "islas" no quedan reflejadas en el mapa final. De nuevo, todas estas tendencias se presentan igualmente en las simulaciones CAM (tabla 5.3, figura 5.6d) y las imágenes Landsat-TM (tabla 5.4, figura 5.7).

Podemos tratar de reducir esta sensibilidad de EL considerando, al igual que en el apartado anterior (NT y TMT), una ley potencial de escalamiento derivada de la teoría de fractales, de la siguiente forma:

$$LB(UMC) = LB(1) \cdot UMC^{-E} \quad (5.5)$$

o, tomando logaritmos,

$$\log(LB(UMC)) = \log(LB(1)) - E \cdot \log(UMC) \quad (5.6)$$

donde $LB(UMC)$ es la longitud de bordes en los datos con unidad mínima cartografiada de tamaño UMC, $LB(1)$ es la longitud de bordes cuando $UMC=1$ píxel (0.09 hectáreas en el caso de las imágenes Landsat-TM), y E ($E > 0$) es, en valor absoluto, la pendiente de la recta que relaciona los logaritmos de LB y UMC (o lo que es lo mismo, el exponente que caracteriza la relación potencial entre ambas variables).

El ajuste de los datos Landsat-TM y CAM a la ecuación 5.6 es considerablemente bueno, aunque algo inferior en las imágenes simuladas, como se puede observar en las figuras 5.11 (Landsat-TM) y 5.12 (CAM). Al igual que en el caso del número de teselas, en los datos Landsat-TM se obtienen coeficientes de determinación (R^2) superiores a 0.9, y los valores de la pendiente E varían en este caso entre 0.204 y 0.506.

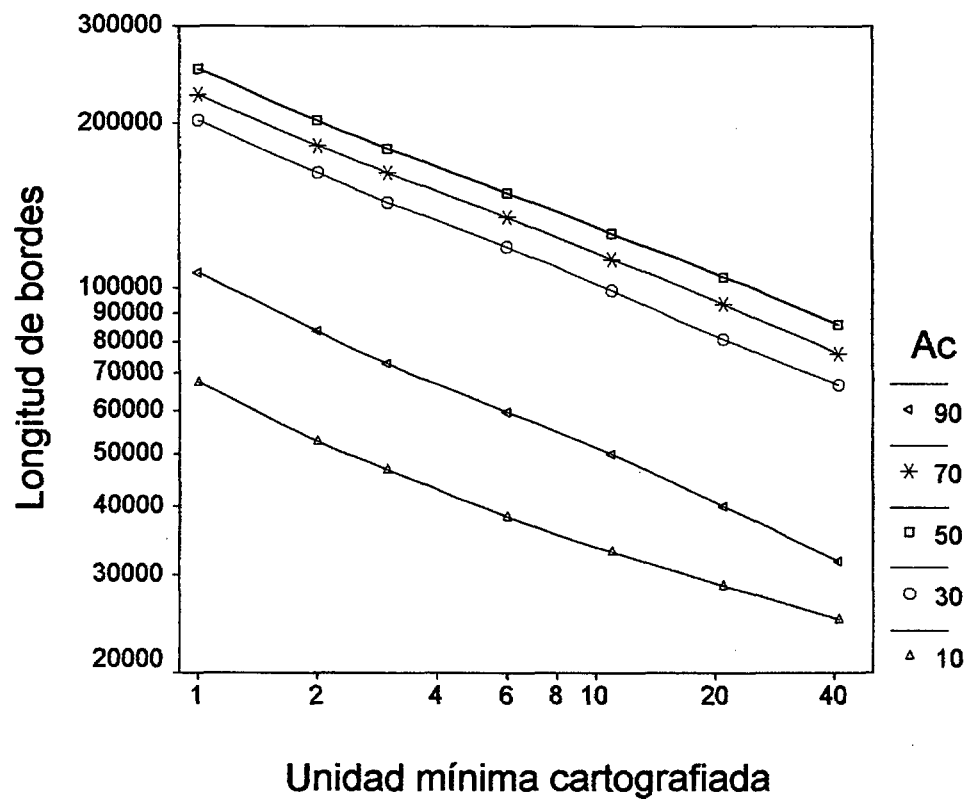
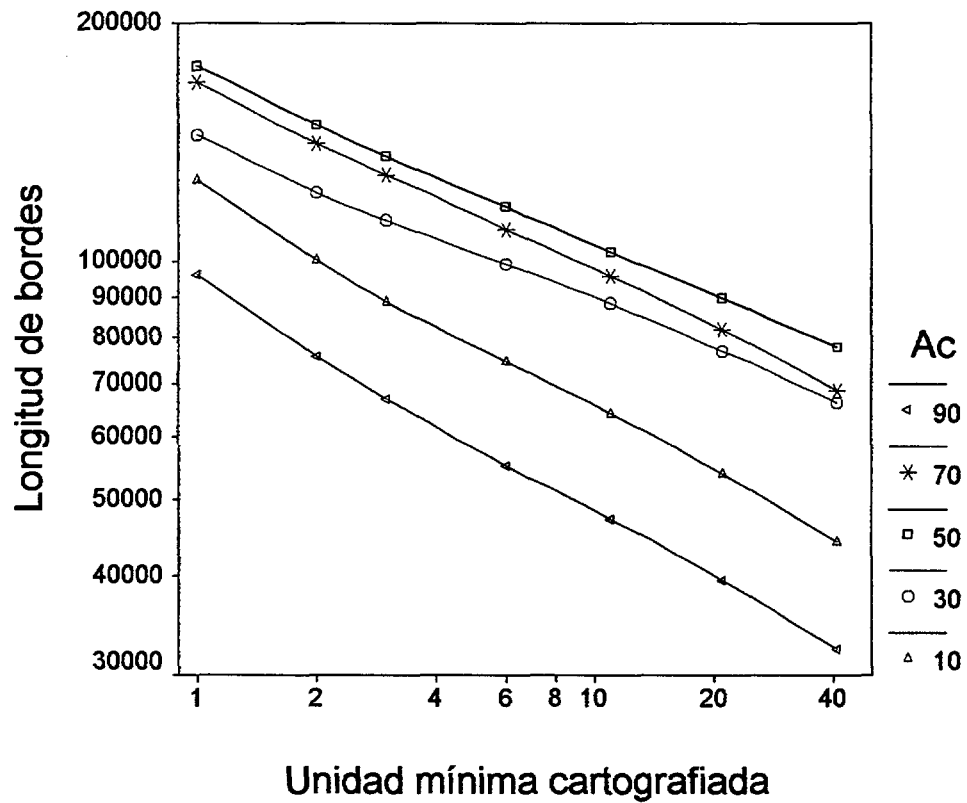


Figura 5.11. Relación en escala logarítmica entre la longitud de bordes y la unidad mínima cartografiada (expresada en número de píxeles) en los datos Landsat-TM de las zonas 1 (arriba) y 2 (abajo), para distintos casos de la abundancia de la clase (Ac).

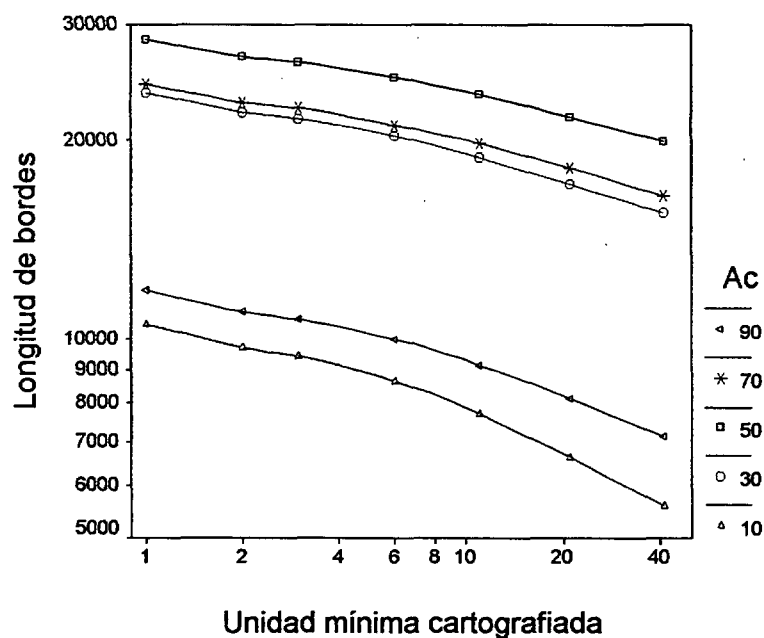


Figura 5.12. Relación en escala logarítmica entre la longitud de bordes y la unidad mínima cartografiada (expresada en número de píxeles) en las simulaciones CAM para $p=0.55$, para distintos casos de la abundancia de la clase (A_c).

La misma relación logarítmica lineal se puede aplicar también a la longitud de bordes interiores, con resultados análogos a los descritos anteriormente (figura 5.13).

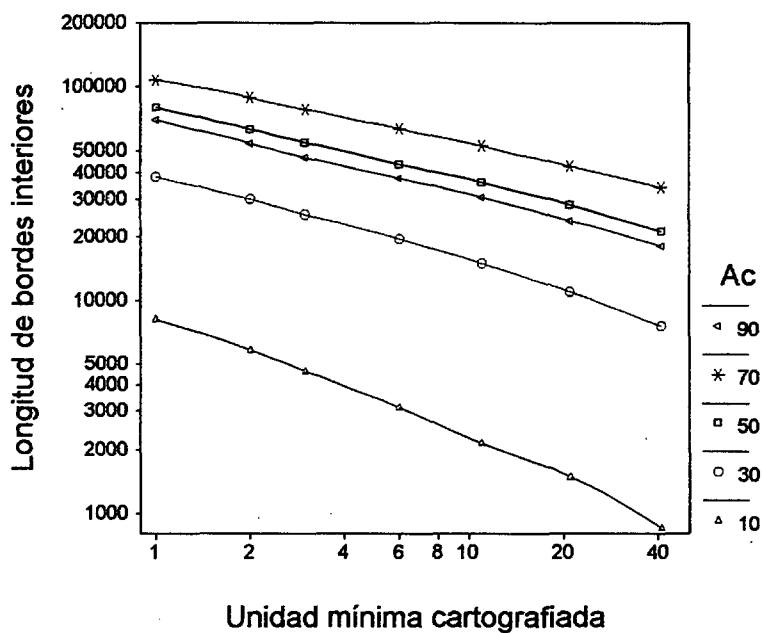


Figura 5.13. Relación en escala logarítmica entre la longitud de bordes interiores y la unidad mínima cartografiada en los datos Landsat-TM (zona 1), para distintos casos de la abundancia de la clase (A_c).

5.3.2.3. Tamaño máximo de tesela (TMX)

TMX es uno de los índices más robustos frente a variaciones de la UMC (tabla 5.6e). Tanto en las simulaciones CAM como en las imágenes Landsat-TM, la tesela más grande tiende a aumentar su tamaño con UMC (tablas 5.3 y 5.4, figuras 5.6e y 5.7), dado que las teselas más pequeñas próximas o interiores pasan a quedar englobadas en ella. Sin embargo, este efecto no es muy pronunciado, y LPI tiende a mantenerse bastante estable incluso con UMC grandes (figuras 5.6e y 5.7). Sólo hay variaciones importantes en el caso de patrones puramente aleatorios (tablas 5.3 y 5.5) que, como se explicó en el capítulo 2, son mucho más fragmentados que los paisajes reales; de hecho, en ninguna de las tres zonas analizadas con los datos Landsat-TM se presentan variaciones en TMX de la magnitud de las que se dan en el caso $p=0$ en las simulaciones CAM (tabla 5.3). La variación de TMX en este caso de $p=0$ está asociada a las grandes variaciones que sufre la abundancia de la clase (A_c) en estos mapas aleatorios (ver apartado 5.3.1), dado que el valor de TMX depende claramente de A_c , disminuyendo con ésta, como se puede apreciar en las figuras 5.6e y 5.7.

5.3.2.4. Índice de división (ID)

El índice de división del paisaje presenta una sensibilidad muy baja ante cambios en la UMC (tablas 5.3, 5.4 y 5.5, figuras 5.6f y 5.7), tanto en las simulaciones CAM como en las imágenes Landsat-TM. De hecho, este índice es, junto con TMX, el menos sensible de los considerados en este estudio. Esta baja sensibilidad a UMC es consecuencia del pequeño peso que tienen las teselas de menor tamaño en el cálculo de ID (apartado 2.3.6).

Estos resultados hacen que este índice (ID), introducido recientemente por Jaeger (2000), sea adecuado para comparar la fragmentación de datos del paisaje con distintas UMC, como se ilustra en la figura 5.8. Además, su potencial utilidad como índice de fragmentación queda reforzada por su fácil interpretación en términos ecológicos, al cuantificar la probabilidad de que dos animales asociados a un determinado hábitat sean capaces de encontrarse al moverse por el paisaje (Jaeger 2000). Por tanto, ID puede considerarse como una alternativa con mejoras evidentes para estimar la fragmentación de los paisajes, y que supera las limitaciones que presentan NT o TMT cuando cambia la UMC de los datos analizados.

Como ya se comentó en el capítulo 3, estas conclusiones son también aplicables a los índices directamente relacionados con ID (SI, EMS, TMP), que no se han considerado separadamente por ser redundante, y por tanto innecesario, su análisis.

5.3.2.5. Índice de cohesión (IC)

Las variaciones medias del índice de cohesión con la UMC no son muy pronunciadas (tabla 5.6). Sin embargo, la sensibilidad de IC es mucho mayor cuando la clase es poco abundante (figuras 5.6g y 5.7, tabla 5.5). Por el contrario, cuando A_c es alta, es conocido que IC es poco sensible a cambios en las características de los patrones espaciales (Gustafson 1998, Saura y Martínez-Millán 2000a), sucediendo lo mismo en este caso. En todos los casos IC tiende a aumentar con UMC (tablas 5.3 y 5.4, figuras 5.6g y 5.7). Todas estas conclusiones se obtienen igualmente al analizar tanto los datos CAM como las imágenes Landsat-TM.

En la figura 5.6g, en la que se ilustran las variaciones de IC con UMC en una simulación CAM para $p=0.5$, se puede apreciar que, cuando $A_c=10\%$, medir IC en unos datos espaciales similares con $UMC=41$ píxeles en vez de con $UMC=1$ lleva a estimar $IC \approx 0.92$ en vez de $IC \approx 0.86$. El índice de cohesión fue desarrollado porque, de acuerdo con el modelo de dispersión planteado por Schumaker (1996), está mejor correlacionado linealmente con el éxito en la dispersión de las poblaciones animales que otros índices espaciales utilizados habitualmente. Si tenemos en cuenta, sólo a modo ilustrativo, la relación entre IC y la tasa de éxito en la dispersión (DS) obtenida por Schumaker (ecuación 2.10), la medición del índice de cohesión en la imagen con una UMC de 41 píxeles llevaría a estimar $DS=0.54$ (para $UMC=41$) en vez de $D=0.33$ (para $UMC=1$). Este puede considerarse un sesgo importante que sobreestima claramente la verdadera facilidad de dispersión de las poblaciones animales en el área de estudio. Este ejemplo ilustra la importancia de considerar las variaciones de los índices en el contexto de los fenómenos con los que pretenden estar relacionados, ya sean ecológicos o de otro tipo. La importancia de una determinada variación depende de los fenómenos estudiados y de la relación funcional que vincula al índice espacial con el proceso analizado. Por tanto, los valores de S y S_{MD} presentados en las tablas 5.5 y 5.6 son sólo una cuantificación general de la sensibilidad de los índices a UMC, y en cada aplicación concreta una determinada variación en un índice espacial podrá ser o no considerada relevante para los objetivos del estudio.

5.3.2.6. Índice de forma medio (IFM) e índice de forma ponderado (IFP)

El índice de forma medio es el más sensible ante cambios en la UMC de todos los analizados en esta investigación (figuras 5.6h y 5.7, tabla 5.6). La limitación de IFM consiste en que asigna el mismo peso a todas las teselas a la hora de calcular un índice de forma global para todo el patrón, independientemente del tamaño que tengan éstas. La forma de las teselas pequeñas no es compleja (en el caso extremo de una tesela compuesta por un solo píxel la forma es un cuadrado perfecto), mientras que las teselas mayores tienden a tener formas menos compactas y más irregulares (Krummel *et al.* 1987, Pastor y Broschart 1990). Cuando se incrementa la UMC, muchos de las teselas pequeñas (de formas más compactas) desaparecen, mientras que

las de mayor tamaño (con formas más complejas) siguen estando presentes en los datos espaciales; por tanto, los valores de IFM se incrementan notablemente con la UMC, tanto en las simulaciones CAM (tabla 5.3) como en los datos Landsat-TM (tabla 5.4).

Como consecuencia de estas limitaciones intrínsecas, el índice de forma medio proporciona resultados inconsistentes cuando se comparan datos con distintas UMC (figura 5.14). Esto sugiere que en estos casos el IFM no debería utilizarse en el futuro para cuantificar la irregularidad global de las formas del paisaje.

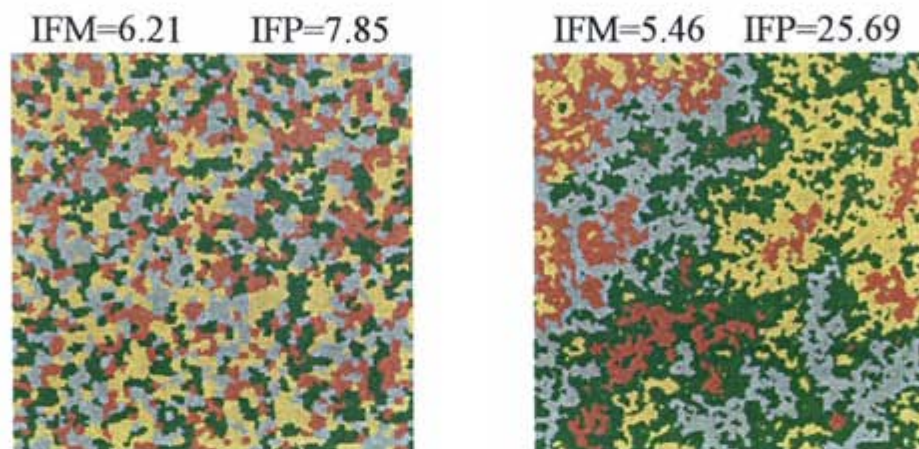


Figura 5.14. Dos patrones CAM con diferente unidad mínima cartografiada (UMC=11 en la imagen de la izquierda y UMC=1 píxel en la de la derecha) en los que se han calculado los valores del índice de forma medio (IFM) y del índice de forma ponderado (IFP) considerando todas las teselas presentes en la imagen. Se puede apreciar que las formas de las teselas en la imagen de la derecha son mucho más irregulares y menos compactas que las de la izquierda. Sin embargo, IFM no es capaz de detectar esta circunstancia, y asigna un mayor valor de la irregularidad global de las formas a la imagen de la izquierda. Por el contrario, IFP proporciona resultados adecuados y coherentes cuando se comparan los dos patrones con diferente UMC.

Por el contrario, IFP proporciona resultados adecuados cuando se comparan datos con distintas UMC, de acuerdo con lo que cabe esperar mediante la simple inspección visual de los patrones, como se muestra en la figura 5.14. De hecho, IFP es bastante robusto a cambios en la UMC, y sus variaciones son considerablemente pequeñas (tabla 5.6, figuras 5.6i y 5.7), aunque en general algo mayores en el caso de las imágenes Landsat que en las simulaciones CAM (tablas 5.3 y 5.4). El sentido de las variaciones de IFP es variable, aunque en general tiende a aumentar con UMC cuando A_c es baja y a disminuir en caso contrario (tablas 5.3 y 5.4). De todos modos, con ambos conjuntos de datos espaciales se concluye igualmente que IFP es, con gran diferencia, mucho menos sensible ante cambios en la UMC que los otros dos índices de forma que se utilizan habitualmente (IFM y DF). En el caso de las simulaciones CAM, IFP presenta variaciones grandes sólo en el caso de $p=0$ (mapas estrictamente aleatorios), que son patrones poco realistas, mucho más fragmentados que los que aparecen en los paisajes reales.

En definitiva, IFP mitiga las limitaciones de IFM asignando un mayor peso a las teselas mayores, que se consideran de una mayor importancia tanto desde el punto de vista ecológico como estructural (Li *et al.* 1993, Schumaker 1996). Por ello, se ve poco afectado por la disminución en el número de teselas pequeñas que se produce al incrementar UMC. Esto sugiere claramente que IFP debería usarse como índice de forma del paisaje para comparar más adecuadamente datos espaciales con distintas UMC.

5.3.2.7. Dimensión fractal (DF)

La dimensión fractal se incrementa con UMC en la mayoría de los casos, aunque tanto en las simulaciones CAM como en los datos Landsat-TM se detecta una disminución cuando la abundancia de la clase (A_c) es cercana al 100% (tablas 5.3 y 5.4, figuras 5.6j y 5.7). DF es un índice bastante sensible a cambios en la UMC, mucho más que IFP (Tabla 5.6). Además de esta sensibilidad intrínseca, DF presenta una limitación adicional; como se obtiene mediante técnicas de regresión (apartado 2.3.9), requiere un número suficiente de teselas en el patrón para que se puedan obtener estimaciones fiables de su valor. Cuando se incrementa UMC, el número de teselas disminuye y, por tanto, principalmente cuando A_c es grande, puede ocurrir que no haya un número de teselas suficiente de la clase de interés para medir adecuadamente este índice, como ocurre en alguna de las imágenes simuladas CAM. Por ello, la figura 5.6j incluye sólo los casos en los que $NT \geq 20$, al igual que las tablas 5.3 y 5.5. En los datos Landsat-TM se pudo estimar DF adecuadamente en todos los casos.

6. EFECTO DE LA RESOLUCIÓN ESPACIAL EN LOS ÍNDICES DEL PAISAJE

6. EFECTO DE LA RESOLUCIÓN ESPACIAL EN LOS ÍNDICES DEL PAISAJE

6.1. Introducción

Actualmente existe una gran variedad de satélites equipados con sensores capaces de proporcionar datos espaciales acerca de la distribución de los tipos de vegetación y usos del suelo en el territorio. Cada uno de estos sensores tiene unas distintas características en cuanto a su resolución espacial, espectral y temporal, que lo hacen más o menos adecuado para distintos tipos de aplicaciones (Chuvieco 1996). En particular, la resolución espacial (o tamaño en el terreno del píxel de las imágenes de satélite) determina la escala de los datos obtenidos, su nivel de detalle y el tamaño y tipo de objetos que pueden discriminarse adecuadamente a partir de los datos del sensor remoto.

Cada vez es más habitual el uso de imágenes de satélite clasificadas para caracterizar la configuración del paisaje mediante índices espaciales, dado que estas imágenes proporcionan de manera consistente la información digital requerida para estos fines (Gulinck *et al.* 1993, Luque *et al.* 1994, Frohn *et al.* 1996, Traub 1997, Sachs *et al.* 1998, Chuvieco 1999, Griffiths *et al.* 2000, Luque 2000, Imbernon y Branthomme 2001).

En este contexto, dada la variedad de sensores espaciales disponibles, con frecuencia se manejan o combinan datos espaciales con distinta resolución espacial. Sin embargo, al mismo tiempo se carece de suficiente conocimiento sobre cómo influye la resolución espacial en los valores de los índices espaciales obtenidos de los datos categóricos, y se requieren con urgencia investigaciones que permitan avanzar en el esclarecimiento de estas cuestiones (Qi y Wu 1996).

En los últimos años, diversos autores han dedicado esfuerzos a analizar algunos aspectos relacionados con el efecto de la resolución espacial en los índices del paisaje (Turner *et al.* 1989b, Benson y MacKenzie 1995, Wickham y Riitters 1995, Frohn *et al.* 1996, Frohn 1998, Wu *et al.* 2000). Aunque estas investigaciones previas han puesto de manifiesto la importancia e influencia de este factor de la escala en los valores de los índices del paisaje (y cabe destacar entre ellas el trabajo pionero en este campo de Turner *et al.* (1989b)), actualmente nos encontramos todavía muy lejos de poder determinar en términos cuantitativos el efecto del tamaño del píxel en los mismos, lo cual impide por tanto la comparación de los índices del paisaje medidos en imágenes con distinta resolución espacial (Turner *et al.* 1989a). Muchos de esos estudios previos se centran en el análisis del efecto de la resolución espacial en índices relativos a la composición (y no a la configuración) espacial (Turner *et al.* 1989b, Wickham y Riitters 1995), o calculan los índices a nivel de paisaje (Turner *et al.* 1989b, Wickham y Riitters

1995, Wu *et al.* 2000), cuando se ha puesto de manifiesto el mayor significado ecológico e interpretabilidad de los índices calculados a nivel de clase (Tischendorf 2001, ver capítulo 2). Por otro lado, varios de los índices de configuración del paisaje de mayor interés entre los disponibles actualmente no han sido analizados a este respecto en ningún estudio anterior; esto se debe a la "juventud" de los índices cuantitativos en ecología del paisaje, habiendo surgido recientemente índices de considerable importancia en este campo (Schumaker 1996, Jaeger 2000). Además, las investigaciones realizadas hasta la fecha se han basado, en general, en conjuntos de datos relativamente limitados, que en ocasiones no permitían obtener conclusiones de suficiente generalidad acerca del comportamiento de los índices con la resolución espacial que, como veremos, puede ser bastante variable dependiendo de las características de los paisajes analizados. De hecho, es habitual que se den resultados bastante diferentes (incluso contradictorios) entre distintos autores o entre diversas zonas de estudio analizadas en una misma investigación (e.g. Frohn 1998). Por último, de entre todos los estudios realizados a este respecto, sólo uno de ellos utiliza realmente datos espaciales coetáneos captados para las mismas zonas por varios sensores remotos con diferentes resolución espacial (Benson y MacKenzie 1995).

En esta tesis, se realiza una investigación más sistemática que en estudios anteriores del efecto de la resolución espacial (tamaño del píxel) en los índices del paisaje. Se utiliza un amplio conjunto de datos compuesto por simulaciones CAM, e imágenes categóricas derivadas de Landsat-TM e IRS-WiFS, como se describe posteriormente.

6.2. Materiales y métodos

6.2.1. Obtención de datos espaciales con distinto tamaño del píxel

Para analizar el efecto de la resolución espacial en los índices del paisaje se pueden adoptar dos enfoques principales:

- por un lado, se pueden generar imágenes correspondientes a distintas resoluciones espaciales mediante métodos de escalamiento ("scaling-up") tales como filtros modales o remuestreos, que aplicados a determinados datos espaciales, incrementan el tamaño del píxel de los mismos a la vez que intentan preservar, en cierta medida, el contenido de información de los datos originales. Este enfoque es el adoptado mayoritariamente por los autores que, desde una u otra perspectiva, han realizado investigaciones en este sentido (Turner *et al.* 1989b, Benson y MacKenzie 1995, Wickham y Riitters 1995, Frohn *et al.* 1996, Frohn 1998, Wu *et al.* 2000).

- por otro lado, se pueden obtener clasificaciones a partir de imágenes de satélite independientes captadas para las mismas zonas y en las mismas fechas por sensores de distinta resolución espacial. Este enfoque es más complejo y costoso que el

anterior, por la mayor dificultad asociada a la obtención de imágenes de distintos sensores captadas de manera coetánea para las mismas zonas. De hecho, el estudio de Benson y MacKenzie (1995) es el único que aplicó este método para el fin específico de analizar el comportamiento de los índices del paisaje, en concreto aplicado al estudio del comportamiento de índices calculados para las masas de agua en la zona de estudio considerada.

En esta tesis se han aplicado ambos enfoques de manera simultánea, con la intención de confirmar y dar solidez a los resultados obtenidos, en los casos en los que los dos métodos lleven a las mismas conclusiones sobre el comportamiento con la escala de los índices del paisaje. Por un lado, se aplican reglas de escalamiento que incrementan el tamaño del píxel de un amplio conjunto de datos espaciales, en el que se incluyen tanto datos simulados CAM como imágenes Landsat-TM. Por otro, se comparan los resultados de los índices para cuatro zonas de unas 360.000 hectáreas cada una en las que se cuenta con información coetánea de los sensores Landsat-TM e IRS-WIFS, tal y como se describe posteriormente.

En principio, cabe esperar que ambos enfoques proporcionen, al menos en lo sustancial, los mismos resultados, dado que precisamente las reglas de escalamiento se aplican en cierto modo para simular cómo sería captada la misma información espacial por un sensor con una menor resolución espacial.

El uso simultáneo de ambos enfoques en esta tesis permite por un lado controlar detallada y sistemáticamente el tamaño del píxel (incrementándolo al valor deseado mediante la aplicación de filtros modales) y, por otro confirmar, en su caso, las tendencias detectadas al comparar los datos captados directamente por sensores remotos con distinta resolución espacial.

6.2.2. Reglas de escalamiento de datos categóricos: los filtros modales

Existen dos métodos principales para incrementar el tamaño del píxel (o lo que es lo mismo, degradar o hacer menor o más grosera la resolución espacial) de los datos categóricos: los filtros modales y el remuestreo con asignación del vecino más próximo. Estos dos métodos están incorporados en la mayoría de los programas de tratamiento digital de imágenes y sistemas de información geográfica, y son también los que han usado los diversos autores que han realizado investigaciones relacionados con el tema tratado en este capítulo (Turner *et al.* 1989b, Benson y MacKenzie 1995, Wickham y Riitters 1995, Frohn *et al.* 1996, Frohn 1998, Wu *et al.* 2000).

Los filtros modales, que incrementan el tamaño del píxel de los datos espaciales categóricos, se basan en la aplicación de ventanas de un determinado tamaño ($F \times F$ píxeles, donde F es el factor de escalamiento (o número de píxeles del lado de la ventana)), sobre grupos independientes de píxeles (sin solapamiento entre ventanas

sucesivas). La clase más frecuente entre los $F \times F$ píxeles de la ventana es la que se asigna a esa posición en los datos espaciales degradados (F determina el tamaño del píxel en la imagen degradada, que pasa a tener $(L/F)^2$ píxeles, siendo L^2 el número de píxeles de la imagen original). Por tanto, con este procedimiento se tiene en cuenta la información de todos los píxeles situados en la ventana de tamaño F . Por el contrario, el remuestreo simplemente asigna al nuevo píxel de tamaño más grande la clase de aquel vecino más próximo entre los píxeles de la imagen original; en concreto, aquí se ha adoptado el criterio de considerar la distancia entre los centros de los píxeles originales y el píxel degradado para determinar el vecino más próximo. Por tanto, en el caso del remuestreo, sólo interviene la clase de uno (el más cercano al centro) de los F^2 píxeles originales que quedan dentro del nuevo píxel degradado. La diferencia entre ambos métodos a la hora de asignar las clases a los píxeles de los datos degradados se ilustra en el ejemplo de la figura 6.1. Tanto los filtros modales como el remuestreo se implementaron en aplicaciones programadas en C++ específicamente para esta tesis, y se aplicaron a los dos conjuntos de datos que se describen en el apartado siguiente (datos CAM y Landsat-TM), incrementándose en ellos el tamaño del píxel de manera sistemática.

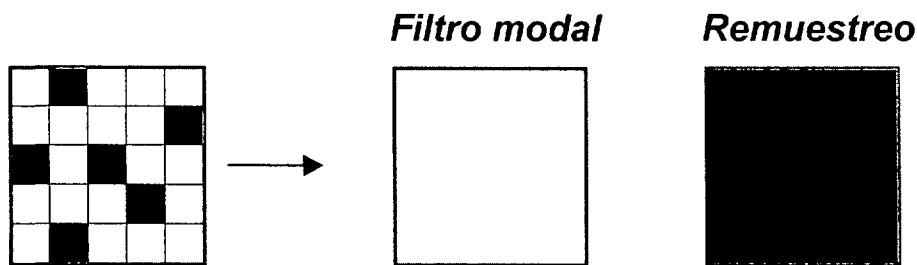
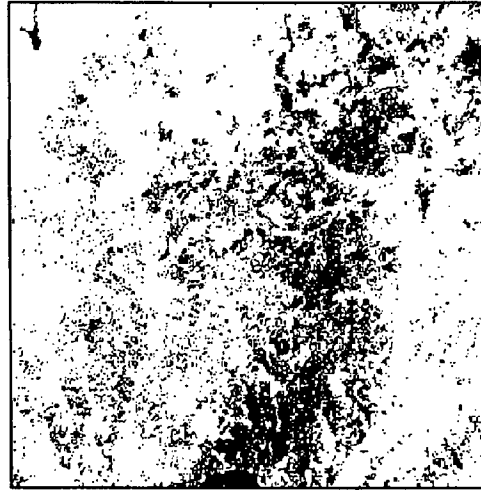


Figura 6.1. A la derecha se muestra el resultado de aplicar al patrón de la izquierda un filtro modal y un remuestreo, ambos con $F=5$ píxeles (ventanas de 5×5 píxeles). El filtro modal asigna la clase blanca porque la mayoría de los píxeles en los datos originales (izquierda) son blancos (19 frente a 6 negros), mientras que el remuestreo asigna la clase negra por ser de ésta la clase del píxel más próximo al centro de la ventana de 5×5 píxeles (el píxel central del patrón de la izquierda).

Además de los dos métodos de escalamiento descritos, existen otros que también es posible aplicar (Milne y Cohen 1999), pero que frecuentemente han sido desarrollados para aplicaciones muy específicas y carecen de suficiente generalidad. En realidad, hay que tener en cuenta que no existe ningún método único que permita preservar todos los aspectos de los datos espaciales al aumentar el tamaño del píxel (Cracknell 1998), aunque unos métodos son mejores que otros para conservar determinadas características de los mismos (Bian y Butler 1999). Ninguno de los autores que han analizado el efecto de la resolución espacial en diversos índices del paisaje han utilizado un método distinto del remuestreo o los filtros modales (Turner *et al.* 1989b, Benson y MacKenzie 1995, Wickham y Riitters 1995, Frohn *et al.* 1996, Frohn 1998, Wu *et al.* 2000).

En general, los autores aplican uno u otro método (filtros modales o remuestreo) para escalar los datos categóricos, sin que se proporcione ninguna justificación especial acerca del por qué de la elección de uno de ellos, lo cual se debe probablemente a que realmente no está suficientemente documentada la diferencia entre ambos métodos en lo que respecta a la configuración espacial de los datos obtenidos. Como se puede apreciar en la figura 6.2, en la que se han aplicado los dos métodos de escalamiento a unos mismos datos espaciales, el remuestreo tiende a producir patrones claramente más fragmentados y con menor grado de autocorrelación espacial que los filtros modales. En particular, con el remuestreo aparecen píxeles aislados de una determinada clase en zonas donde ésta no es dominante, lo que se traduce en un mayor número de teselas (muchas de ellas constituidas por un solo píxel) y un menor grado de cohesión de las teselas mayores, que aparecen con un aspecto más "agujerado" (figura 6.2). Como se muestra con mayor detalle en el anexo B, los filtros modales reproducen mejor la configuración espacial de los datos captados por sensores con menor resolución espacial, y por tanto son más adecuados en el contexto de esta tesis, que tiene precisamente por objeto el estudio de los aspectos relacionados con la configuración del paisaje. Por ello, en adelante en este capítulo se dará por entendido que se aplican filtros modales (y no el remuestreo) cuando se incrementa el tamaño del píxel de los datos espaciales.

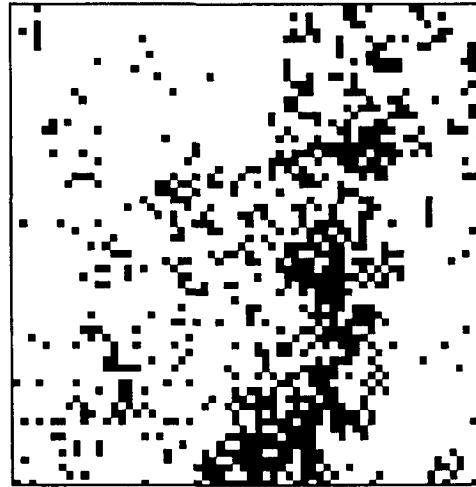
El hecho de que los filtros modales proporcionen mejores resultados que el remuestreo en lo que a configuración espacial se refiere, y que sean por ello los adoptados en esta tesis, no significa sin embargo que permitan predecir con total exactitud los valores de los índices de configuración espacial derivados de datos captados directamente por sensores con resoluciones espaciales menos detalladas. De hecho, a pesar de que Benson y MacKenzie (1995) consideraran la aplicación de filtros modales como una aproximación suficiente, con el conjunto de datos más amplio considerado en esta tesis se pone de manifiesto que existen diferencias apreciables, y en algunos casos notables, entre la configuración espacial de ambos tipos de datos (los degradados mediante filtros modales para obtener un determinado tamaño del píxel, y los captados directamente por un sensor para esa misma resolución espacial). En el anexo B se presentan estas diferencias y se explican algunas de las posibles causas de las mismas. Ello refuerza la conveniencia de trabajar, además de con filtros modales, también con datos derivados de sensores de distinta resolución espacial, ya que aunque éstos son más costosos en su obtención, permiten asegurar que la existencia de esas diferencias entre ambos métodos no da lugar a distintas conclusiones acerca del comportamiento de los índices de configuración del paisaje.



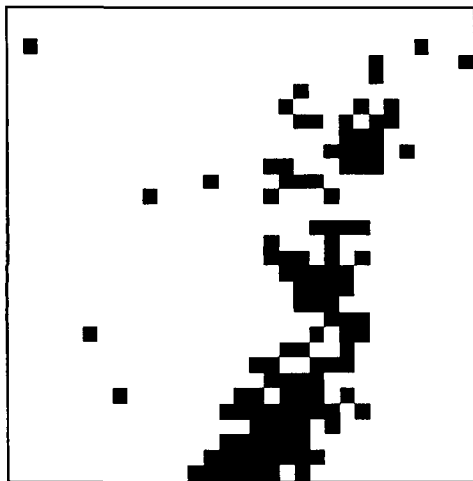
Filtro modal 5x5



Remuestreo 5x5



Filtro modal 10x10



Remuestreo 10x10

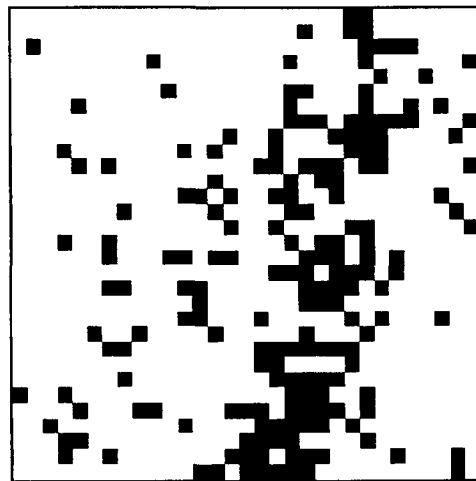


Figura 6.2. Resultado de aplicar a una imagen categórica filtros modales (imágenes de la izquierda) y remuestreo (imágenes de la derecha) en ventanas de 5x5 ($F=5$) y 10x10 ($F=10$) píxeles.

6.2.3. Datos espaciales considerados

6.2.3.1. Simulaciones CAM

Se generaron imágenes CAM binarias de 2000x2000 píxeles con distintas características espaciales: la abundancia de la clase (A_G , expresada como el porcentaje del área total de la imagen ocupada por la clase de interés) se varió del 5 al 95% (11 valores de A_G) y a la probabilidad inicial p (que controla la fragmentación de los patrones CAM resultantes) se le asignaron 12 valores distintos ($p=0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.45, 0.5, 0.525, 0.55, 0.57, 0.58$ y 0.59). Se generaron 10 repeticiones para cada una de las combinaciones de los parámetros de simulación p y A_G para obtener estimaciones más robustas de los valores medios de los índices en cada uno de esos casos. Por tanto, en total se generaron 1320 imágenes CAM distintas. A cada una de ellas se le aplicaron los filtros modales para obtener imágenes degradadas a una menor resolución espacial, variándose el tamaño del píxel con los siguientes factores de escalamiento: $F=2, 3, 6, 10, 30$ y 50 (además evidentemente de $F=1$, que corresponde a los patrones CAM originales). En la figura 6.3 se muestra un ejemplo de la aplicación de filtros modales en las imágenes CAM.

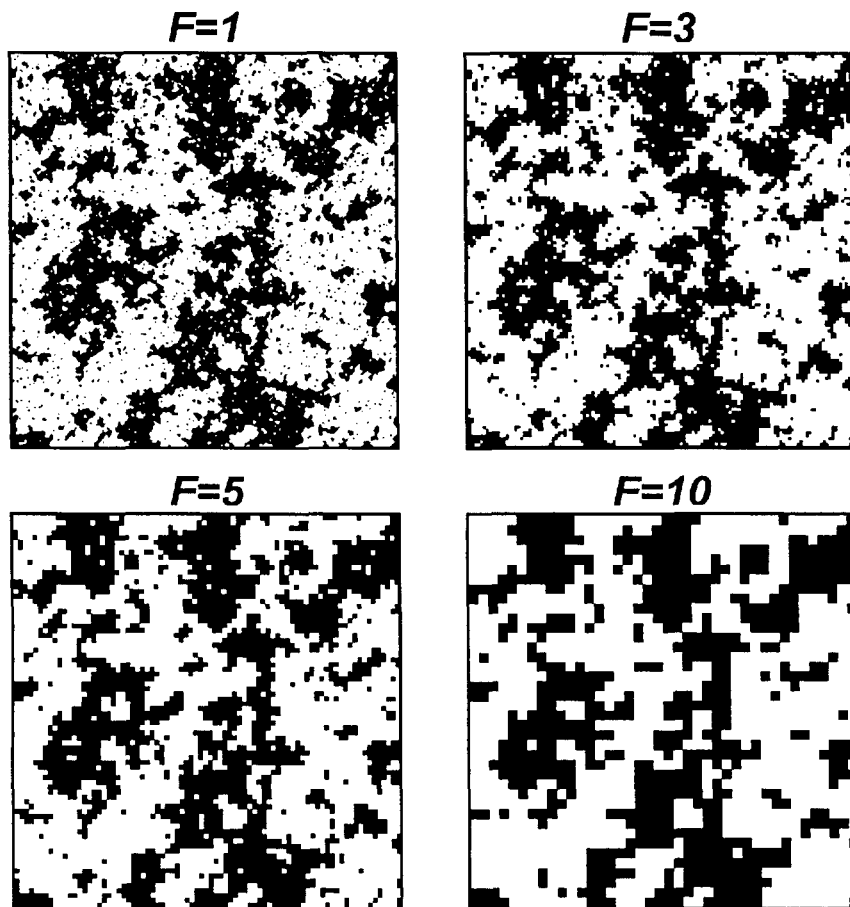


Figura 6.3. Patrón CAM (obtenido para $p=0.57$) al que se le han aplicado filtros modales (en ventanas de tamaño $F \times F$) para incrementar el tamaño del píxel. $F=1$ corresponde a la simulación CAM original.

6.2.3.2. Datos Landsat-TM

Con el fin de obtener un conjunto de datos espaciales reales con el que contrastar y, en su caso, validar los resultados obtenidos mediante las simulaciones CAM, se analizó una escena captada por el sensor espacial Thematic Mapper (TM), a bordo del satélite americano Landsat-5, captada el 29 de septiembre de 1999 a las 10:32 horas, cuya situación geográfica se muestra en la figura 6.4. Este sensor (Landsat-TM en adelante) presenta una resolución espacial de 30 metros y siete bandas espectrales que van desde el azul hasta el infrarrojo térmico (Chuvieco 1996).

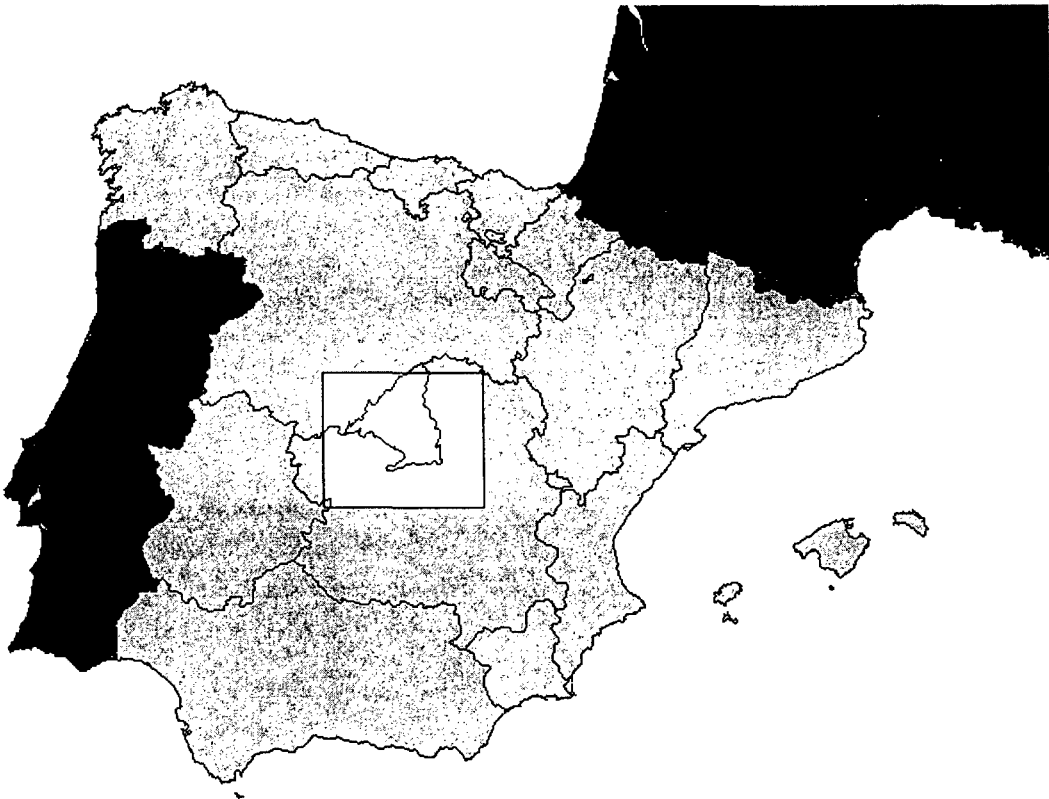


Figura 6.4. El rectángulo blanco señala la localización aproximada de la escena del satélite Landsat-TM de la que se han extraído las cuatro zonas de 2000x2000 píxeles analizadas.

Dentro de esta escena Landsat-TM se seleccionaron cuatro zonas completas de 2000x2000 píxeles (es decir, del mismo número de píxeles que las simulaciones CAM), según se muestra en la figura 6.5. Cada una de las cuatro zonas cubre una extensión de 360.000 hectáreas.

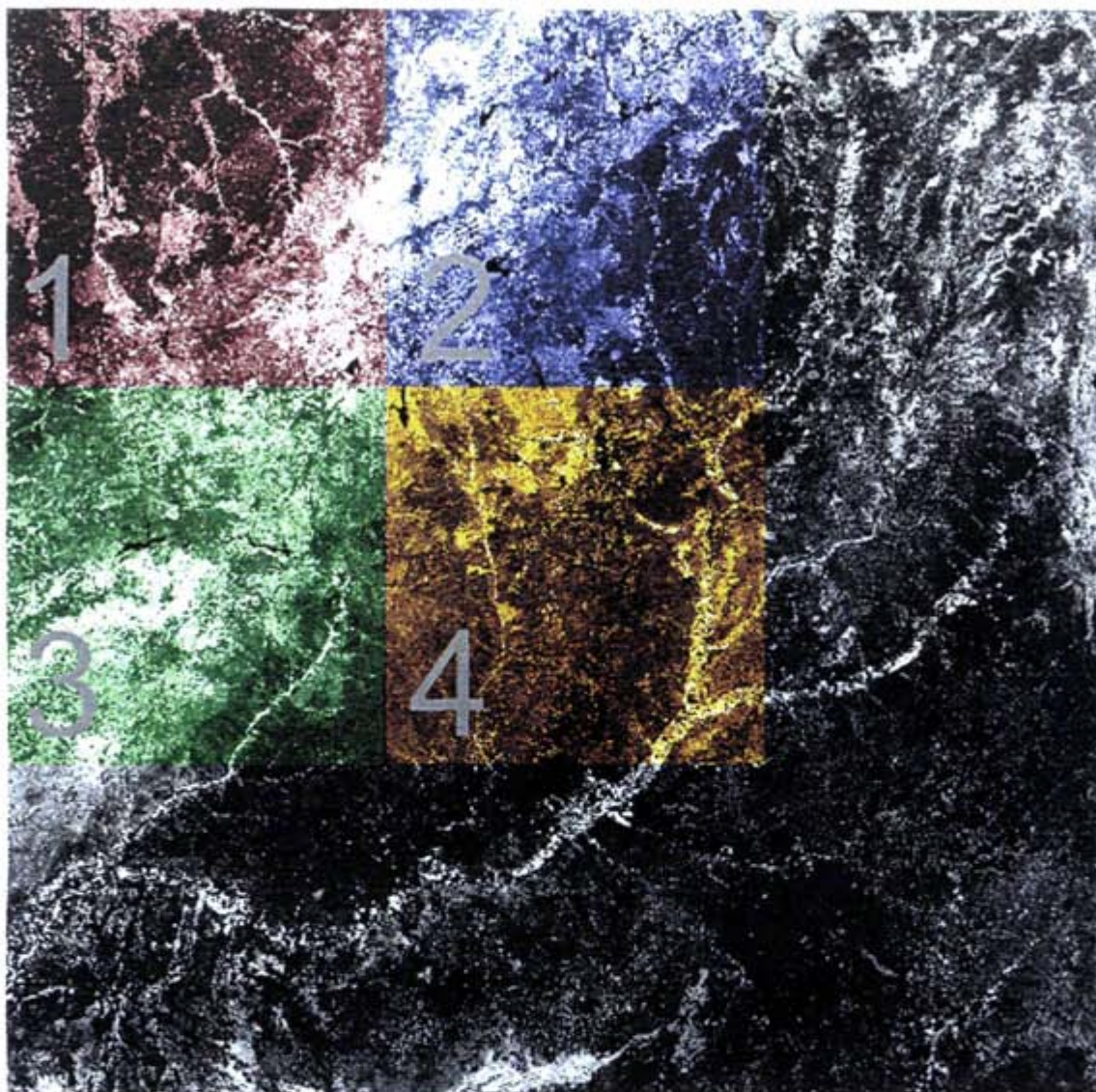


Figura 6.5. Situación y numeración asignada a cada una de las cuatro zonas de 2000x2000 píxeles seleccionadas dentro de la escena Landsat-TM.

Para generar una información espacial adecuada para los fines de este estudio, se seleccionaron las bandas 3 y 4 del sensor TM, correspondientes al rojo (0.63-0.69 μm) y al infrarrojo cercano (0.76-0.90 μm), derivando a partir de ellas los valores del índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), de acuerdo a la siguiente expresión (e.g. Chuvieco 1996, Purevdorj *et al.* 1998):

$$NDVI = \frac{IRC - R}{IRC + R} \quad (6.1)$$

Donde R e IRC son los niveles digitales correspondientes al rojo y al infrarrojo cercano en la imagen Landsat-TM. En este caso no fue necesaria una calibración de los niveles digitales a reflectancias, dado que no se pretenden interpretar en términos físicos los valores de NDVI (Chuvieco 1996), sino obtener, como se describe a continuación, una serie de clasificaciones de la imagen a partir de los datos de NDVI, para lo que son igualmente válidos los valores de NDVI relativos proporcionados por la expresión anterior.

El NDVI permite discriminar cubiertas en función de las características de la vegetación presente en el territorio, reduciendo además el efecto del relieve (pendiente y orientación) en su respuesta espectral (Chuvieco 1996). Las zonas con NDVI más bajo corresponden a zonas desnudas, sin vegetación, mientras que los valores más altos de NDVI indican la presencia de vegetación abundante y vigorosa. De hecho, se ha demostrado que el NDVI está relacionado con parámetros como la fracción de cabida cubierta, el índice de área foliar, el grado de humedad de la vegetación, y la actividad fotosintética y productividad de la cubierta vegetal (Carlson y Ripley 1992, Dymond *et al.* 1992, Wittich y Hansing 1995, Chuvieco 1996, Purevdorj *et al.* 1998).

Por tanto, mediante el NDVI es posible detectar en las imágenes Landsat-TM las zonas con mayor presencia y vigor de la vegetación. Se definieron, en cada una de las cuatro imágenes seleccionadas (figura 6.5), valores umbrales de NDVI que clasificaron los datos en dos clases: una correspondiente a los valores altos (vegetación abundante y vigorosa) y otra a los valores bajos (vegetación escasa o marchita) de NDVI. En cada una de las cuatro zonas se definieron nueve valores umbrales distintos, seleccionados de manera que la abundancia de las clases (A_c) variara del 10 al 90% con intervalo aproximado del 10% ($\pm 1\%$), obteniéndose un total de 36 imágenes distintas (9 valores de A_c para cada una de las cuatro zonas). En la figura 6.6 se muestra una parte de una de las imágenes así obtenidas.

Con este procedimiento se obtuvieron datos espaciales derivados de Landsat-TM que cubren todo el rango de valores de A_c , lo cual no podría conseguirse con una única clasificación basada en un esquema de clasificación rígido con unas determinadas clases prefijadas. El enfoque adoptado permite generar de manera sencilla una variedad suficiente de datos espaciales, que tienen además un significado físico, al estar basada en los valores de NDVI derivados de la escena Landsat-TM. Por otro lado, este enfoque evita la necesidad de considerar los errores de clasificación que, en mayor o menor medida, siempre existen cuando se pretende asignar la información espectral proporcionada por un sensor espacial a unas determinadas clases informacionales predefinidas. Es conocido que los errores de clasificación

pueden tener una considerable influencia en los valores de los índices del paisaje (Wickham *et al.* 1997), por lo que es deseable evitar este factor de incertidumbre en el contexto del estudio de la influencia de la resolución espacial.

A cada una de estas 36 imágenes obtenidas se les aplicaron filtros modales para incrementar el tamaño del píxel con los siguientes factores de escalamiento: $F=2$, 3, 6, 10, 30 y 50 (además evidentemente de $F=1$, que corresponde a las imágenes Landsat-TM originales). En la figura 6.6 se muestra un ejemplo del efecto de los filtros modales en una de las imágenes categóricas derivadas de Landsat-TM.

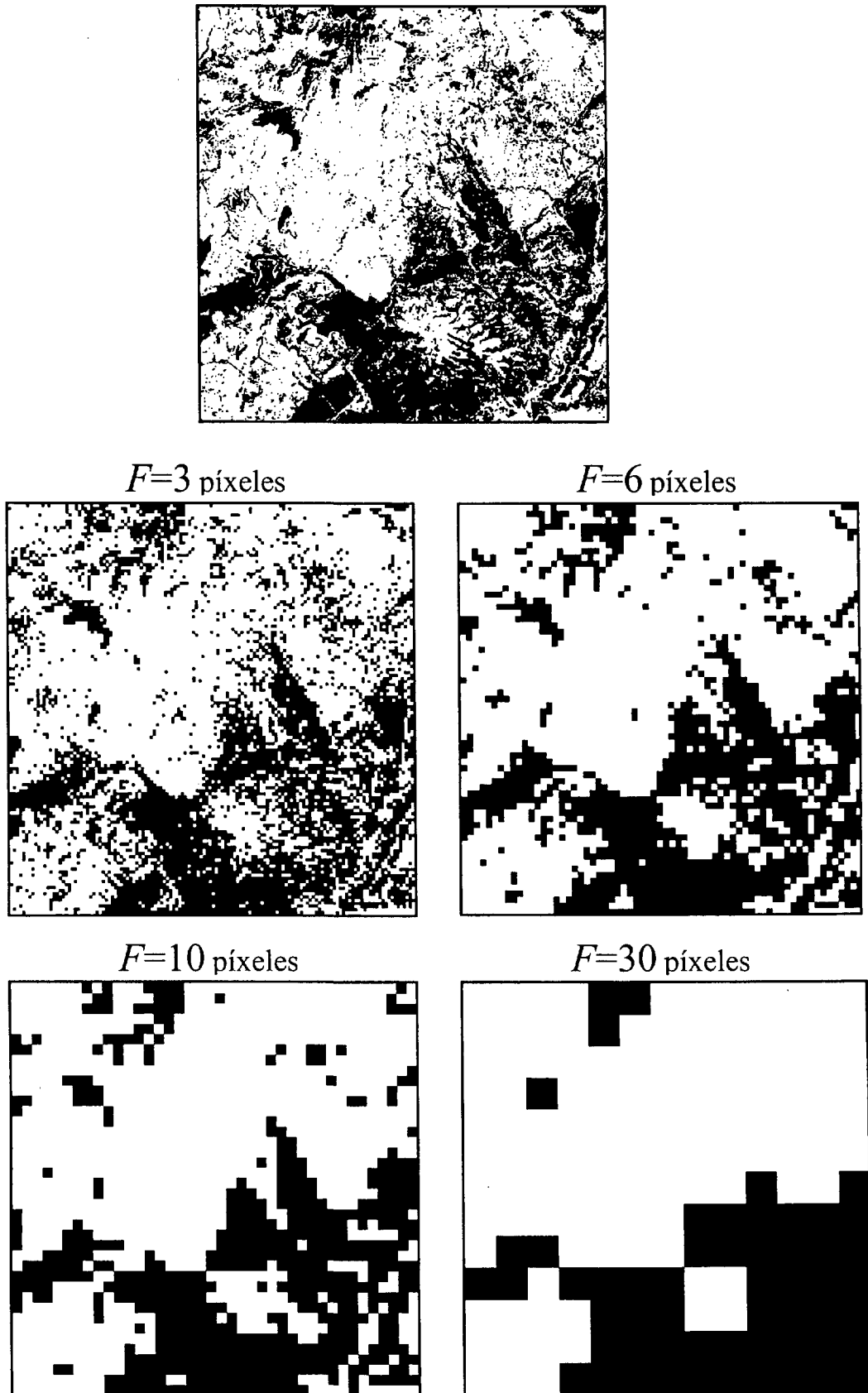


Figura 6.6. Patrones resultantes de aplicar filtros modales (en ventanas de $F \times F$ píxeles) a la imagen superior, obtenida a partir los valores de NDVI calculados en las imágenes Landsat-TM.

6.2.3.3. Datos coetáneos IRS-WiFS y Landsat-TM.

Además de considerar los datos Landsat-TM descritos en el apartado anterior, se aplicó el mismo procedimiento (derivación de imágenes categóricas a partir del NDVI) a datos coetáneos proporcionados por el sensor IRS-WiFS para las mismas zonas.

El sensor WiFS (Wide Field Sensor), incorporado en los satélites indios de teledetección IRS-1C y IRS-1D, es una fuente de información relativamente nueva, disponible desde 1996. Tiene una resolución espacial de 188 metros sobre el terreno, dos bandas espectrales en el rojo (R, 620-680 nm) y en el infrarrojo cercano (IRC, 770-860 nm), y cada imagen abarca un área de aproximadamente 810 km. de lado (NRSA 1995). Por ello, el sensor IRS-WiFS es particularmente apropiado para la obtención de información espacial en escalas regionales (Saura y San-Miguel-Ayanz 2002).

En esta tesis se ha utilizado una escena IRS-1C-WiFS captada a las 11:33 del día 29 de septiembre de 1999, que incluía el mismo territorio cubierto por la escena Landsat-TM descrita en el apartado anterior, habiendo sido captadas las dos escenas en la misma fecha y con una diferencia temporal de apenas una hora. La escena IRS-WiFS fue corregistrada a la escena Landsat-TM mediante la selección de puntos de control en la zona común de ambas imágenes, obteniéndose un error longitudinal inferior a un píxel WiFS. Dentro de esta escena IRS-WiFS se delimitaron las mismas cuatro zonas que habían sido seleccionadas en las imágenes Landsat-TM (ver figura 6.5); cada una de estas zonas presenta una extensión de 360.000 hectáreas, lo que en el caso de los datos proporcionados por el satélite indio corresponde a imágenes de 319x319 píxeles.

A partir de las dos bandas del sensor WiFS (rojo e infrarrojo cercano), se obtuvieron los valores del NDVI y, a partir de los valores umbrales de NDVI se derivaron, al igual que en el caso de la escena Landsat-TM (ver apartado anterior), imágenes categóricas binarias con varios valores de A_c (del 10 al 90% ($\pm 1\%$) con intervalos del 10%, 9 casos en total). Por tanto, se obtuvieron dos conjuntos de 36 imágenes categóricas cada uno (9 para cada una de las cuatro zonas), correspondientes a las mismas zonas, captadas en el mismo momento y derivadas de igual manera para los sensores Landsat-TM e IRS-WiFS. Por tanto, la diferencia fundamental entre ambos conjuntos de datos es precisamente la distinta resolución espacial (tamaño del píxel) de ambos sensores: 30 metros en el caso de Landsat-TM y 188 metros en el IRS-WiFS. Esto permite analizar las diferencias en los valores de los índices de configuración del paisaje debidas al efecto de la resolución espacial. En las figuras 6.7 y 6.8 se puede apreciar el distinto nivel de detalle que permite discriminar cada uno de los dos sensores. En este capítulo denominaremos a esta información espacial coetánea "datos o imágenes TM-WiFS".

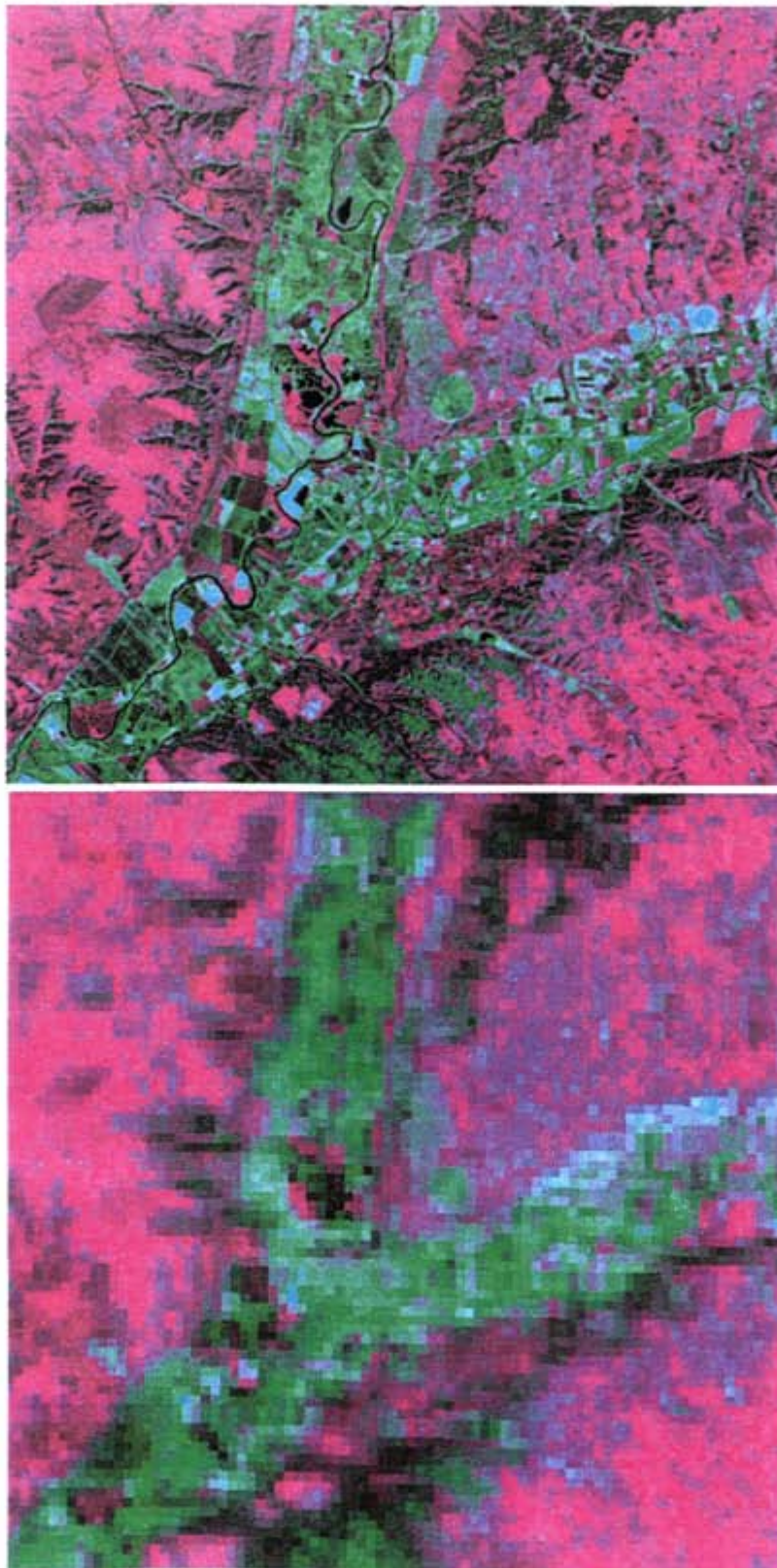


Figura 6.7 (112). Comparación de las imágenes Landsat-TM (arriba, 30 metros de resolución espacial) e IRS-WiFS (abajo, 188 metros) captadas en la misma fecha y hora en un área de 14.400 ha dentro de la zona de estudio. Las bandas asignadas a los canales RGB en la composición de color son, respectivamente, el rojo, el NDVI, y el infrarrojo cercano.

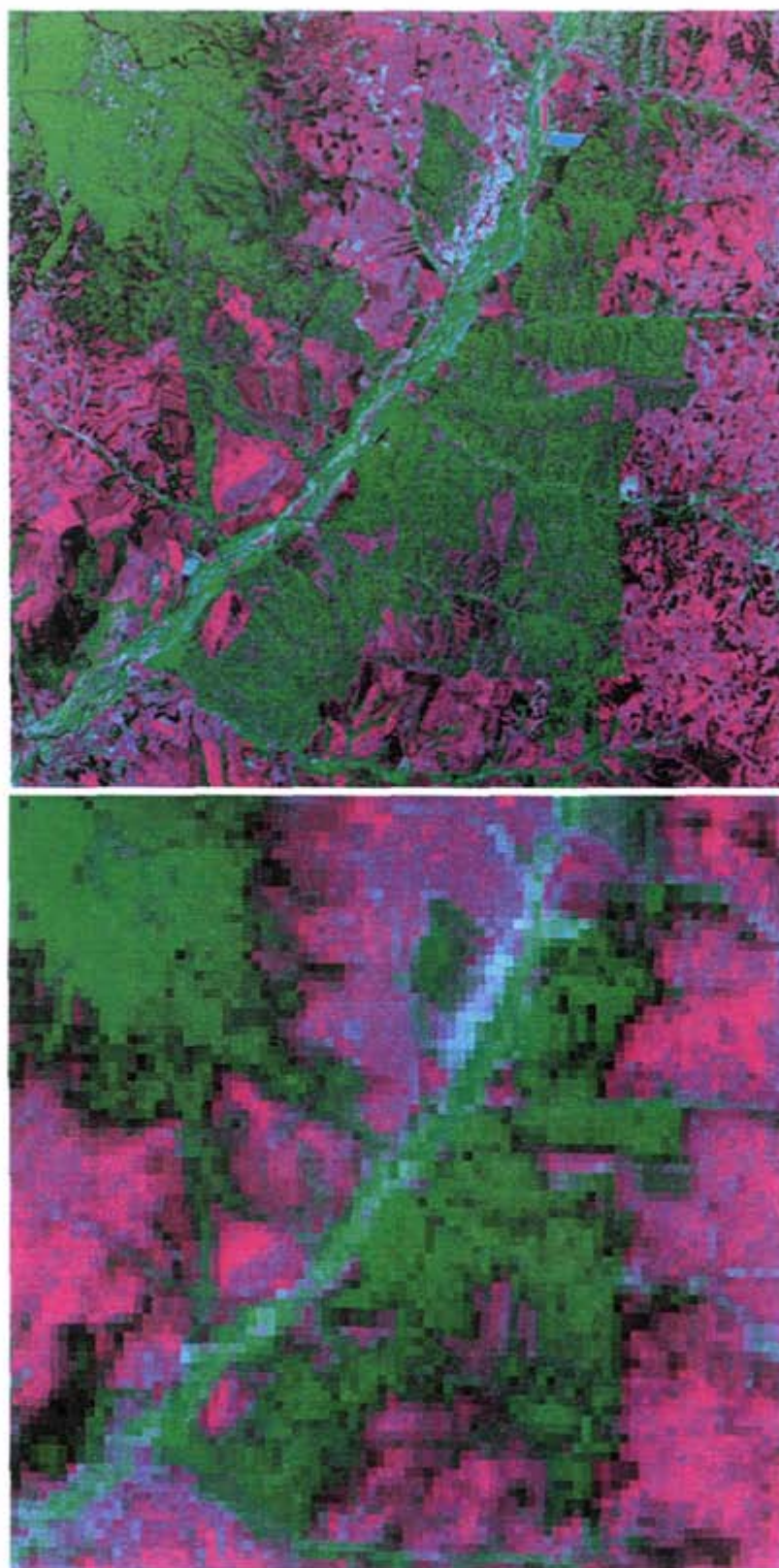


Figura 6.7 (2/2). Comparación de las imágenes Landsat-TM (arriba, 30 metros de resolución espacial) e IRS-WIFS (abajo, 188 metros) captadas en la misma fecha y hora en un área de 14.400 ha dentro de la zona de estudio. Las bandas asignadas a los canales RGB en la composición de color son, respectivamente, el rojo, el NDVI, y el infrarrojo cercano

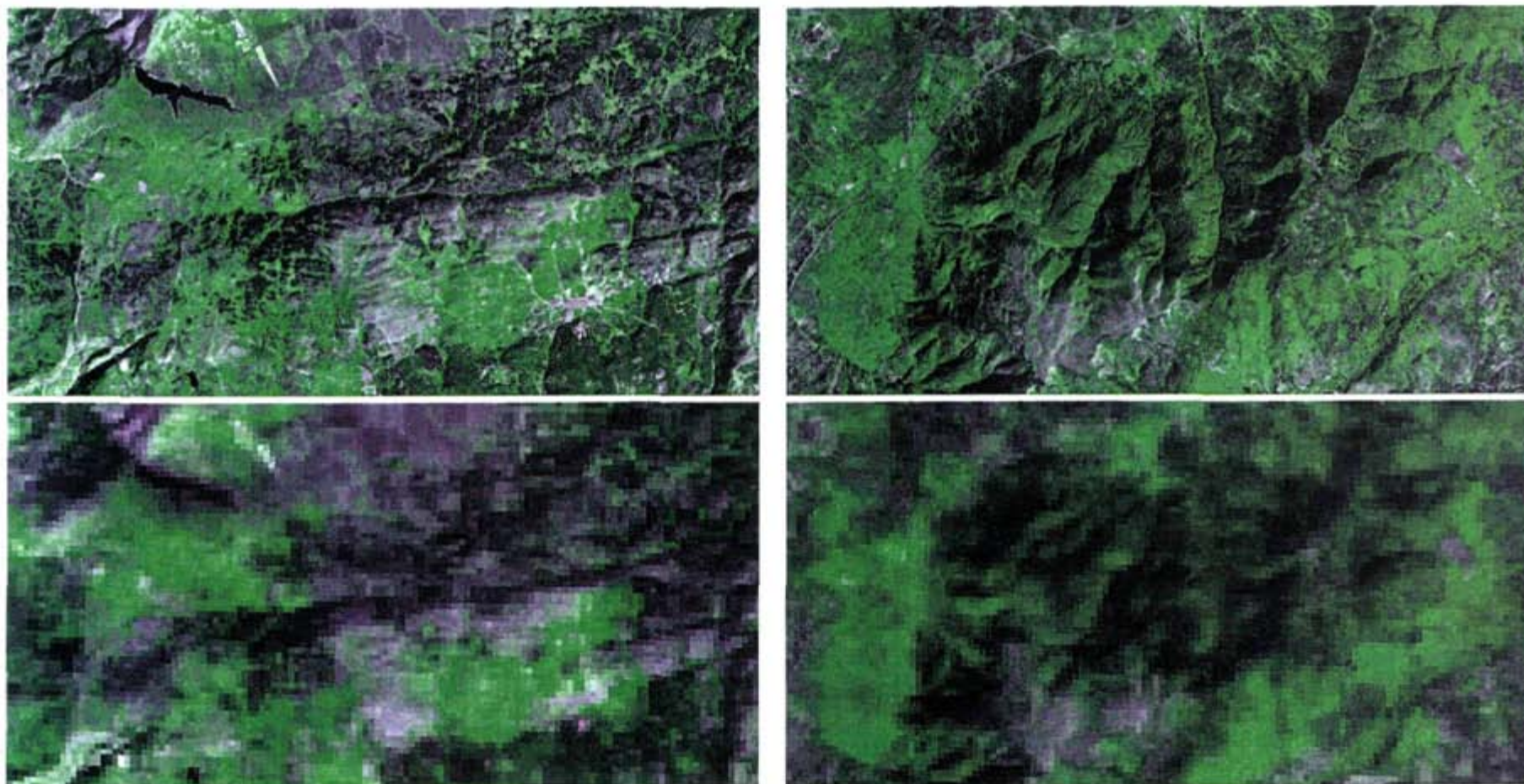


Figura 6.8. Comparación de dos pares de imágenes Landsat-TM (arriba, 30 metros de resolución espacial) e IRS-WIFS (abajo, 188 metros) captadas en la misma fecha y hora en dos áreas distintas dentro de la zona de estudio. Las bandas asignadas a los canales RGB en la composición de color son, respectivamente, el rojo, el infrarrojo cercano y el rojo.

6.3. Resultados y discusión

6.3.1. Efecto de la resolución espacial en la composición del paisaje

Aunque el objeto de esta tesis es el estudio del efecto de la escala en la configuración del paisaje, se presentan con brevedad los resultados correspondientes a la composición (abundancia de las clases) obtenidos al variar el tamaño del píxel en el conjunto de datos espaciales analizados.

En realidad, las tendencias de variación de la composición introducidas por la aplicación de filtros modales en los datos categóricos son bien conocidas ya desde los primeros estudios que abordaron el efecto de la resolución espacial en los patrones del paisaje (Turner *et al.* 1989b). Estas tendencias descritas por Turner *et al.* (1989b) vienen a confirmarse con los datos manejados en esta tesis, así como en otros estudios relacionados (Benson y MacKenzie 1995, Frohn *et al.* 1996), por lo que no se insistirá especialmente en estos aspectos.

El efecto de incrementar el tamaño del píxel en la composición espacial de los datos categóricos (mediante la aplicación de filtros modales) puede resumirse en los siguientes puntos, que son análogos a los correspondientes a la variación de la unidad mínima cartografiada:

- las clases con escasa presencia tienden a verse aún menos representadas al aumentar el tamaño del píxel, disminuyendo su abundancia. Por el contrario, las clases que ocupan un gran porcentaje del mapa tienden a hacerse más dominantes e incrementan su abundancia con resoluciones más groseras (figura 6.9).

- por tanto, los datos espaciales correspondientes a resoluciones menos detalladas tienden a subestimar la diversidad del paisaje medida con índices tales como el de Shannon o el de Simpson (Simpson 1949, Shannon y Weaver 1962, O'Neill *et al.* 1988, Haines-Young y Chopping 1996).

- la intensidad de estas variaciones depende de la configuración espacial del paisaje; cuanto más fragmentado es éste (menor p en las simulaciones CAM), mayores son las variaciones en la composición causadas por el incremento del tamaño del píxel, como se observa en la figura 6.9. Las variaciones de la composición en las imágenes categóricas derivadas de Landsat-TM son similares a las que se producen en las simulaciones CAM para valores altos de p (figura 6.9).

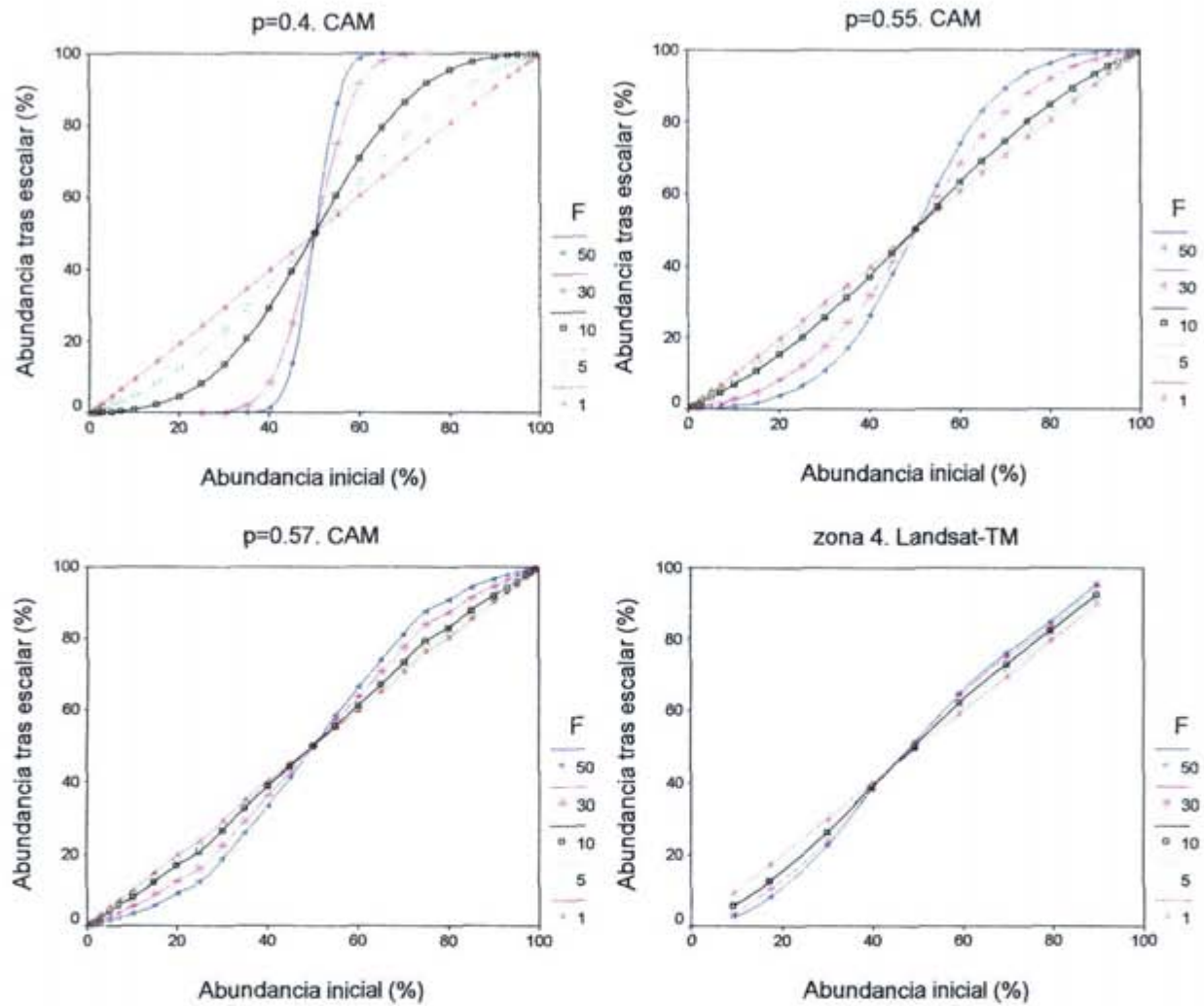


Figura 6.9. Efecto de la variación del tamaño del píxel mediante filtros modales en la composición espacial de las simulaciones CAM e imágenes Landsat-TM (abajo a la derecha).

	F	p=0.59			p=0.55			p=0.5			p=0.4			p=0		
		A _c (%) para F=1			A _c (%) para F=1			A _c (%) para F=1			A _c (%) para F=1			A _c (%) para F=1		
		20	50	80	20	50	80	20	50	80	20	50	80	20	50	80
NT	1	13968	15044	7728	20185	14412	3573	29246	15087	2090	49954	19129	1127	486286	263561	5699
	3	3422	4168	2348	6642	4636	913	11805	5973	501	21880	9722	237	8357	29365	1
	6	971	1263	767	2665	1694	234	4955	2579	89	6995	4331	19	3	7406	1
	10	364	479	297	1295	771	55	2145	1280	10	1530	1975	1	-	2722	-
TMT (ha)	1	6.35	12.83	39.67	3.51	12.50	81.13	2.40	11.93	138.64	1.39	9.41	257.88	.15	.68	50.56
	3	25.68	46.89	132.53	10.18	38.78	320.38	5.47	30.09	588.99	2.69	18.48	1273.16	.84	6.12	352240.2
	6	89.40	157.74	419.23	23.37	106.16	1281.95	10.85	69.73	3473.96	5.45	41.49	18096.12	3.24	24.26	359271.3
	10	233.38	421.69	1076.18	43.08	234.19	5647.37	18.92	140.84	33219.63	10.94	91.22	274565.7	-	66.17	-
LB (km)	1	9768	14317	9768	13867	21879	13867	18643	29299	18643	25892	40707	25892	76702	119916	76702
	3	5736	8532	5736	9015	14850	9015	12151	20405	12151	15431	27396	15431	3064	39835	3064
	6	3265	4912	3265	5616	9763	5616	6961	13398	6961	6653	16801	6653	2	19898	2
	10	2076	3150	2076	3678	6950	3678	3848	9258	3848	2020	10869	2020	-	11946	-
LBI (km)	1	3368.23	6177.96	5107.34	960.34	7449.49	12358.04	388.56	8835.14	17813.54	107.53	9213.81	25417.01	1.01	2580.79	75683.87
	3	1924.27	3429.50	2708.06	372.56	3759.28	8121.17	97.42	3634.04	11630.38	11.92	2720.75	15130.12	.00	867.51	3048.41
	6	1005.48	1746.07	1361.88	99.50	1848.49	5120.86	9.50	1404.32	6689.66	.00	858.82	6537.24	.00	428.76	2.02
	10	544.92	1002.66	770.52	15.84	917.22	3387.00	.84	615.42	3707.52	.00	422.82	1978.20	-	244.20	-
TMX	1	10.62	30.89	67.58	.27	20.96	79.67	.06	17.30	80.27	.01	5.87	80.62	.00	.02	79.85
	3	10.86	31.28	68.20	.26	15.69	80.63	.06	5.81	81.84	.01	1.86	83.55	.00	.12	98.04
	6	11.19	32.28	69.00	.26	11.57	82.29	.06	3.92	84.93	.01	1.07	89.38	.00	.44	100.00
	10	11.55	32.44	69.71	.23	10.70	84.31	.06	3.85	88.69	.02	1.48	95.35	-	.75	-
ID	1	.9842	.8732	.5269	.9999	.9376	.3653	1.0000	.9569	.3557	1.0000	.9914	.3501	1.0000	1.0000	.3624
	3	.9835	.8699	.5181	.9999	.9594	.3498	1.0000	.9899	.3302	1.0000	.9986	.3020	1.0000	.9999	.0388
	6	.9825	.8619	.5066	.9999	.9751	.3228	1.0000	.9948	.2788	1.0000	.9990	.2011	1.0000	.9997	.0001
	10	.9815	.8597	.4963	.9999	.9775	.2891	1.0000	.9955	.2133	1.0000	.9986	.0908	-	.9993	-
IC	1	.9890	.9950	.9979	.9508	.9969	.9990	.9048	.9969	.9994	.8319	.9937	.9997	.2844	.8202	.9991
	3	.9776	.9890	.9955	.8772	.9908	.9982	.7522	.9825	.9990	.5583	.9550	.9995	.0242	.8209	1.0000
	6	.9691	.9846	.9938	.7884	.9788	.9981	.5755	.9552	.9991	.2921	.9020	.9997	.0000	.8202	1.0000
	10	.9608	.9792	.9926	.6883	.9641	.9985	.3991	.9247	.9995	.1181	.8703	.9999	-	.8172	-
IFM	1	1.1102	1.1329	1.1499	1.1702	1.1656	1.1078	1.2076	1.2120	1.0827	1.2160	1.2940	1.0573	1.0469	1.2919	1.0117
	3	1.1096	1.1191	1.1278	1.1863	1.1769	1.0746	1.1800	1.2530	1.0418	1.1218	1.3377	1.0239	1.0025	1.2901	1.0557
	6	1.1105	1.1128	1.1109	1.1755	1.2157	1.0472	1.1201	1.3041	1.0328	1.0462	1.3351	1.0325	1.0000	1.2890	1.0000
	10	1.1169	1.1191	1.1066	1.1536	1.2744	1.0471	1.0702	1.3336	1.0654	1.0144	1.3219	1.1224	-	1.2847	-
IFP	1	5.7677	6.8788	5.1535	2.7615	19.0065	2.9866	2.0440	25.4793	2.4612	1.6543	19.6125	2.1053	1.1180	2.7155	2.1902
	3	4.9933	5.7664	4.3815	2.3322	14.3884	2.5485	1.6940	11.6414	2.2118	1.3356	6.7271	1.8355	1.0051	2.7161	1.0557
	6	4.1616	5.0254	3.7242	1.8804	8.6655	2.1386	1.3727	6.4733	1.8079	1.1130	4.0068	1.4010	1.0000	2.6927	1.0000
	10	3.6560	4.0736	3.2780	1.5824	6.6647	1.8740	1.1876	4.6051	1.5045	1.0323	3.2925	1.1485	-	2.6383	-
DF	1	1.1812	1.2002	1.2092	1.2161	1.2318	1.1970	1.2278	1.2652	1.1890	1.2339	1.3198	1.1742	1.3035	1.4948	1.2121
	3	1.2645	1.2685	1.2666	1.3095	1.3364	1.2295	1.3176	1.3932	1.1821	1.3121	1.4576	1.1216	1.1812	1.4895	NV
	6	1.2820	1.2795	1.2642	1.3308	1.3845	1.1736	1.3196	1.4471	1.1174	1.2755	1.4849	1.0590	NV	1.4889	NV
	10	1.2877	1.2847	1.2565	1.3330	1.4184	1.1348	1.2963	1.4725	1.0776	1.2232	1.4878	NV	-	1.4861	-

Tabla 6.1. Valores medios de los índices de configuración espacial correspondientes a la aplicación de filtros modales con factores de escalamiento (F) de 1, 3, 6 y 10 píxeles en las simulaciones CAM, para algunos valores representativos de la fragmentación (p) y abundancia de la clase (A_c). El tamaño del píxel asignado para el cálculo de los valores de los índices no adimensionales (TMT, EL, IEL) en las simulaciones CAM originales (F=1) es de 30 metros, para facilitar así la comparación con los datos correspondientes a las imágenes Landsat-TM e IRS-WIFS. Los casos en los que no fue posible obtener estimaciones válidas de la dimensión fractal se indican con NV.

	F	Zona 1			Zona 2			Zona 3			Zona 4		
		Abundancia clase(%) para F=1			Abundancia clase(%) para F=1			Abundancia clase(%) para F=1			Abundancia clase(%) para F=1		
		20	50	80	20	50	80	20	50	80	20	50	80
NT	1	37084	25664	17299	20786	42683	17334	40395	46840	22145	66513	42288	18272
	3	5384	3663	2373	2628	6152	2339	5149	6320	2780	7480	6077	2349
	6	1675	1052	568	709	1619	575	1275	1565	582	1772	1745	517
	10	629	392	204	250	598	196	469	571	193	615	630	201
TMT (ha)	1	2.02	6.94	16.53	3.50	4.14	16.46	1.90	3.85	12.92	0.94	4.19	15.66
	3	13.54	48.58	121.55	27.05	28.34	123.14	14.00	28.28	104.18	7.29	29.25	122.91
	6	42.05	169.97	514.06	99.81	107.08	505.81	54.22	113.73	504.19	27.63	102.61	565.54
	10	108.54	458.93	1450.06	282.89	288.62	1495.93	143.77	313.06	1540.59	73.67	285.86	1473.49
EL (km)	1	20657	18386	17928	11331	25803	17682	17140	29399	22182	24644	32008	18182
	3	8026	8274	7402	4750	10158	6652	6228	11198	8301	7930	13251	7212
	6	4327	4532	3803	2610	5236	3333	3084	5674	4027	3740	7033	3512
	10	2535	2798	2211	1632	3201	1982	1835	3452	2348	2135	4272	2123
IEL (km)	1	4229	6117	11045	2679	8405	10638	2579	9615	13915	3131	12402	10570
	3	1454	2738	4666	1306	3084	3757	847	3134	4989	838	4647	3921
	6	774	1302	2389	830	1359	1541	365	1325	2332	321	2318	1795
	10	412	608	1342	552	815	788	172	607	1288	151	1277	946
TMX	1	3.80	15.47	75.14	9.80	37.28	71.69	6.45	23.31	76.31	1.62	29.03	73.76
	3	5.67	27.69	76.54	12.02	34.73	73.24	6.60	24.10	77.95	2.89	29.38	75.30
	6	5.88	28.35	78.24	14.29	35.90	74.51	7.31	25.83	79.81	3.05	31.64	73.72
	10	10.03	28.91	79.37	16.06	36.81	75.38	7.81	25.28	81.18	3.21	32.74	74.77
ID	1	.9978	.9563	.4353	.9899	.8608	.4854	.9952	.9271	.4177	.9994	.9133	.4553
	3	.9959	.9180	.4142	.9852	.8786	.3924	.9949	.9221	.3924	.9989	.9115	.4322
	6	.9947	.9098	.3878	.9794	.8707	.4435	.9935	.9130	.3630	.9987	.8963	.4550
	10	.9888	.9084	.3700	.9741	.8641	.4304	.9927	.9141	.3411	.9987	.8908	.4392
IC	1	.9793	.9933	.9976	.9904	.9948	.9968	.9769	.9943	.9984	.9608	.9943	.9986
	3	.9660	.9891	.9954	.9816	.9830	.9951	.9593	.9892	.9975	.9326	.9884	.9979
	6	.9523	.9862	.9947	.9773	.9771	.9952	.9484	.9853	.9973	.9117	.9827	.9961
	10	.9538	.9809	.9932	.9746	.9705	.9943	.9370	.9799	.9969	.8799	.9763	.9949
IFM	1	1.1623	1.1428	1.1358	1.1300	1.1475	1.1342	1.1362	1.1439	1.1257	1.1304	1.1498	1.1275
	3	1.1622	1.1542	1.1302	1.1472	1.1406	1.1254	1.1318	1.1391	1.1115	1.1280	1.1608	1.1123
	6	1.1370	1.1351	1.1269	1.1361	1.1507	1.1246	1.1368	1.1560	1.1072	1.1318	1.1521	1.1140
	10	1.1236	1.1514	1.1298	1.1411	1.1614	1.1386	1.1379	1.1612	1.1080	1.1423	1.1623	1.0985
IFP	1	7.7786	7.2730	6.2793	8.9064	13.0766	5.1858	6.0786	13.2818	10.4803	6.5504	13.4204	10.9633
	3	5.7549	5.7260	3.7268	5.5645	5.0320	3.7564	4.0487	8.4489	6.8400	4.2678	8.3745	7.4402
	6	4.5339	4.9793	2.9785	4.5238	4.0151	3.9319	3.3498	6.4307	5.1486	3.4736	5.9373	4.1801
	10	4.6492	3.9566	2.2943	3.9508	3.1624	3.3203	2.8686	5.0246	4.0041	2.6638	4.4823	3.3876
DF	1	1.3382	1.3173	1.3356	1.3210	1.3485	1.3309	1.3369	1.3464	1.3326	1.3537	1.3411	1.3206
	3	1.3372	1.3231	1.3367	1.3299	1.3550	1.3338	1.3356	1.3588	1.3377	1.3427	1.3605	1.3251
	6	1.3567	1.3233	1.3191	1.3296	1.3608	1.3318	1.3472	1.3684	1.3176	1.3471	1.3607	1.3135
	10	1.3667	1.3158	1.2756	1.3081	1.3401	1.3224	1.3415	1.3586	1.2806	1.3441	1.3598	1.2770

Tabla 6.2. Valores de los índices de configuración espacial correspondientes a la aplicación de filtros modales con factores de escalamiento (F) de 1, 3, 6 y 10 píxeles en las imágenes categóricas derivadas de Landsat-TM, para tres casos representativos de la abundancia de la clase (A_c). Se incluyen los valores de las cuatro zonas analizadas.

	Sensor	Zona 1			Zona 2			Zona 3			Zona 4		
		Abundancia clase(%)			Abundancia clase(%)			Abundancia clase(%)			Abundancia clase(%)		
		20	50	80	20	50	80	20	50	80	20	50	80
NT	TM	37084	25664	17299	20786	42683	17334	40395	46840	22145	66513	42288	18272
	WiFS	1321	616	362	615	966	378	989	1070	415	2818	1434	441
TMT (ha)	TM	2.02	6.94	16.53	3.50	4.14	16.46	1.90	3.85	12.92	0.94	4.19	15.66
	WiFS	53.31	288.29	790.79	112.24	188.12	754.48	69.23	168.65	691.79	25.92	126.53	647.14
LB (km)	TM	20657	18386	17928	11331	25803	17682	17140	29399	22182	24644	32008	18182
	WiFS	3751	3481	2786	2373	4120	2529	2593	4382	3276	5734	6682	3152
LBI (km)	TM	4229	6117	11045	2679	8405	10638	2579	9615	13915	3131	12402	10570
	WiFS	593	948	1652	700	1174	1017	290	923	2037	425	2221	1434
TMX	TM	3.80	15.47	75.14	9.80	37.28	71.69	6.45	23.31	76.31	1.62	29.03	73.76
	WiFS	8.43	30.12	77.17	12.95	39.07	73.30	6.85	25.92	78.15	4.22	25.57	70.58
ID	TM	.9978	.9563	.4353	.9899	.8608	.4854	.9952	.9271	.4177	.9994	.9133	.4553
	WiFS	.9915	.9005	.4045	.9829	.8465	.4616	.9945	.9084	.3893	.9974	.9231	.5001
IC	TM	.9793	.9933	.9976	.9904	.9948	.9968	.9769	.9943	.9984	.9608	.9943	.9986
	WiFS	.9618	.9894	.9959	.9749	.9832	.9955	.9438	.9868	.9970	.9136	.9824	.9963
IFM	TM	1.1623	1.1428	1.1358	1.1300	1.1475	1.1342	1.1362	1.1439	1.1257	1.1304	1.1498	1.1275
	WiFS	1.1389	1.1534	1.1362	1.1368	1.1611	1.1588	1.1390	1.1497	1.1077	1.1275	1.1534	1.0969
IFP	TM	7.7786	7.2730	6.2793	8.9064	13.0766	5.1858	6.0786	13.2818	10.4803	6.5504	13.4204	10.9633
	WiFS	5.1608	5.0671	3.0018	4.1568	3.9802	3.6541	2.7659	5.7486	3.9026	3.8506	5.6926	4.5510
DF	TM	1.3382	1.3173	1.3356	1.3210	1.3485	1.3309	1.3369	1.3464	1.3326	1.3537	1.3411	1.3206
	WiFS	1.3579	1.3125	1.2830	1.3162	1.3352	1.3117	1.3249	1.3363	1.2702	1.3565	1.3560	1.2867

Tabla 6.3. Valores de los índices de configuración espacial obtenidos para las mismas zonas a partir de información coetánea captada por los sensores Landsat-TM (30 metros de resolución espacial) e IRS-WiFS (188 metros). Se incluyen los valores correspondientes a cada una de las cuatro zonas analizadas.

	$p=0.59$			$p=0.55$			$p=0.5$			$p=0.4$			$p=0$		
	$A_c(\%)$ para $F=1$			$A_c(\%)$ para $F=1$			$A_c(\%)$ para $F=1$			$A_c(\%)$ para $F=1$			$A_c(\%)$ para $F=1$		
	20	50	80	20	50	80	20	50	80	20	50	80	20	50	80
NT	-121.60	-128.95	-65.13	-163.93	-118.99	-31.24	-227.28	-117.03	-18.72	-401.95	-138.45	-10.37	.02	-2396.74	-53.31
TMT (ha)	35.21	61.42	160.88	8.42	39.70	508.99	3.58	24.50	1413.75	1.72	13.60	7561.14	-152283	9.99	152264
LB (km)	-72.10	-104.26	-72.10	-91.46	-134.31	-91.46	-129.50	-176.27	-129.50	-213.27	-265.01	-213.27	.00	-1108.76	-850.27
LBI (km)	-29.05	-54.49	-46.05	-10.58	-68.86	-88.98	-4.66	-91.36	-136.77	-1.32	-102.72	-232.12	-.03	-26.46	-930.50
TMX	1.65	4.08	4.16	-.05	-27.44	7.66	.02	-39.12	13.62	.00	-14.02	25.62	-292.39	1.24	58.91
ID	-.58	-3.91	-6.97	.00	12.91	-14.64	.00	13.07	-26.53	.00	2.62	-51.36	344.81	-.09	-124.95
IC	-42.43	-22.02	-8.74	-345.55	-38.60	-1.99	-700.62	-88.72	-.62	-1148.64	-195.09	.01	-2127.66	.00	2.00
IFM	.58	-31.91	-61.98	8.34	79.58	-96.29	-138.90	146.14	-79.28	-269.63	65.14	-39.45	-.02	-4.60	-18.62
IFP	-30.08	-34.71	-26.77	-16.50	-193.65	-15.88	-12.57	-355.92	-12.23	-10.14	-292.24	-13.19	.00	-.43	-22.29
DF	252.01	198.18	137.41	286.70	381.66	-58.69	229.49	454.75	-179.09	104.12	412.72	-288.03	NV	-14.62	NV

Tabla 6.4. Sensibilidad (S) de los índices de configuración espacial a la resolución espacial, para distintos casos de la fragmentación (p) y abundancia de la clase (A_c) en las simulaciones CAM. Cuanto mayor es el valor absoluto de S, más sensible es el índice a cambios en la resolución espacial. Valores positivos de S indican que el índice tiende a incrementarse con tamaños del píxel mayores y viceversa. El tamaño del píxel asignado para el cálculo de los valores de los índices no adimensionales (TMT, EL, IEL) en las simulaciones CAM originales ($F=1$) es de 30 metros. Los casos en los que no fue posible obtener estimaciones válidas de la dimensión fractal se indican con NV.

6.3.2. Efecto de la resolución espacial en la configuración del paisaje

En la tabla 6.1 se muestran los valores de los índices espaciales para distintos tamaños del píxel (F) y diversos valores de la fragmentación (p) y abundancia de la clase (A_C), obtenidos como resultado de aplicar los filtros modales a las simulaciones CAM. El tamaño del píxel asignado para el cálculo de los valores de los índices no adimensionales (TMT, EL, IEL) en las simulaciones CAM originales ($F=1$) es de 30 metros, para facilitar así la comparación con los datos correspondientes a las imágenes Landsat-TM e IRS-WiFS. En general puede observarse que las variaciones de los índices en función de F dependen de las propias características de los patrones espaciales, y tienden a ser mayores en los patrones más fragmentados (menor p en las simulaciones CAM), aunque hay algunas excepciones. De manera análoga, en la tabla 6.2 se muestran los valores de los índices resultantes de aplicar los filtros modales en los datos Landsat-TM, para cada una de las cuatro zonas analizadas. Por último, la tabla 6.3 contiene la comparación de los valores de los índices de configuración medidos en los datos captados directamente por los sensores Landsat-TM (30 metros de resolución espacial) e IRS-WiFS (188 metros) para las mismas zonas.

Para cuantificar la sensibilidad de los índices ante cambios en la unidad mínima cartografiada, adaptamos a este caso la ecuación 2.15, obteniendo la siguiente expresión:

$$S = 100 \frac{I^6 - I^1}{DE} \quad (6.2)$$

donde I^1 e I^6 son, respectivamente, los valores del índice espacial en una imagen (ya sea CAM o Landsat-TM) en la que se ha variado el tamaño del píxel de $F=1$ (datos originales) a $F=6$. DE es la desviación estándar de los índices en el conjunto de todos los datos espaciales con $F=1$, ya sea en las imágenes CAM o Landsat-TM (se calcularán las sensibilidades independientemente para cada uno de estos tipos de datos). En el caso de las simulaciones CAM, hay que tener en cuenta que son los valores más altos de la probabilidad inicial p los que proporcionan los resultados de la simulación más realistas (capítulo 3). En general, el grado de fragmentación presente en la mayoría de los patrones del paisaje se puede replicar con valores de $p \geq 0.4$ (figura 3.5, Saura y Martínez Millán 2001), por lo que en el cálculo de DE en las simulaciones CAM se han considerado sólo los casos con $p \geq 0.4$. La inclusión de todos los valores de p en el cálculo de DE supondría sobreestimar las variaciones de índices como el número de teselas (Saura y Martínez-Millán 2001), que presentan valores mucho más altos en el caso de las simples imágenes aleatorias ($p=0$) que en los patrones reales del paisaje (capítulo 3).

S expresa el porcentaje de la variación de un índice debido a cambios en la resolución espacial con respecto a su rango de variación total en los datos espaciales. Cuanto más cercano sea S a 0, más robusto es el índice a cambios en la resolución espacial (de $F=1$ a $F=6$). Valores positivos de S indican que el índice tiende a incrementarse con el tamaño del píxel, y viceversa. S se ha calculado utilizando $F=6$ como resolución espacial más grosera porque, tras realizar diversos tanteos, se ha puesto de manifiesto que este valor resulta adecuado para capturar e ilustrar las tendencias de variación típicas de los índices con la resolución espacial. La tabla 6.4 muestra los valores de S para los diez índices analizados y algunos valores representativos de p y A_c en las simulaciones CAM.

Se puede establecer una ordenación de la sensibilidad media (S_{MD}) de los índices frente a UMC mediante el cálculo de la media de los valores absolutos de sensibilidad correspondientes tanto a las simulaciones CAM como a los datos Landsat-TM (tabla 6.5). No obstante, hay que tener en cuenta que el comportamiento de los índices puede ser muy variable dependiendo de la abundancia y fragmentación de la clase (tablas 6.1 y 6.4), y los valores de S_{MD} sólo nos permiten hacer una comparación en términos promedios de su sensibilidad.

<i>Índice</i>	S_{MD} (CAM)	S_{MD} (Landsat-TM)
<i>NT</i>	115.31	209.22
<i>TMT (ha)</i>	2557.96	2879.96
<i>LB (km)</i>	120.88	251.48
<i>LBI (km)</i>	64.60	159.16
<i>TMX</i>	6.39	12.12
<i>ID</i>	8.43	10.63
<i>IC</i>	204.00	86.54
<i>IFM</i>	77.49	83.80
<i>IFP</i>	40.65	127.57
<i>DF</i>	233.65	153.87

Tabla 6.5. Sensibilidad media a la resolución espacial (S_{MD}) de los índices de configuración espacial en los datos CAM ($p \geq 0.4$) y Landsat-TM. El tamaño del píxel asignado para el cálculo de los valores de los índices no adimensionales (TMT, EL, IEL) en las simulaciones CAM originales ($F=1$) es de 30 metros, para facilitar así la comparación con los datos correspondientes a las imágenes Landsat-TM.

Como se observa en la tabla 6.5, existen notables diferencias entre las sensibilidades medias estimadas con los datos CAM y Landsat-TM. No obstante, existe también una coincidencia en varias importantes conclusiones preliminares que se pueden extraer de la tabla 6.5, como son las siguientes: que el índice de división (ID) y el tamaño máximo de tesela (TMX) son con claridad los índices menos sensibles (en términos medios) a cambios en la resolución espacial, que el tamaño medio de tesela (TMT) es por el contrario el más sensible, y que la dimensión fractal (DF) es la menos robusta de los tres índices relacionados con la cuantificación de la irregularidad o complejidad de la forma de las teselas. En general, vemos que, salvo TMX e ID, todos los índices presentan variaciones bastante considerables al variar la resolución espacial.

De todos modos, cabe destacar que el grado de coincidencia entre los datos simulados y reales es notablemente mejor al analizar el efecto de la extensión espacial y la unidad mínima cartografiada (capítulos 4 y 5) que al considerar ahora el efecto de la resolución espacial, al menos teniendo en cuenta los resultados de la tabla 6.5. Lo que realmente ocurre es que en el caso de la resolución espacial, el grado de fragmentación (o agregación) de los patrones es mucho más determinante del comportamiento de los índices que en los casos de la extensión espacial o la unidad mínima cartografiada. Esto se debe a que al aplicar a los datos espaciales filtros modales en ventanas de tamaño reducido, el resultado viene determinado por la estructura y autocorrelación local de las imágenes (en esas pequeñas ventanas de $F \times F$ píxeles); por el contrario, al variar la extensión espacial y la unidad mínima no se consideran los píxeles englobados dentro de una determinada ventana, y por ello estos dos componentes de la escala no dependen tan fuertemente de la autocorrelación local (a pequeñas distancias). Por tanto, en este caso es mucho más relevante la consideración de los valores más altos de p en las simulaciones CAM, que son los que producen los patrones con una autocorrelación más alta (ver capítulo 3), lo cual es especialmente crítico para analizar con mayor realismo el efecto de la resolución espacial. Por estos motivos, el caso $p=0.59$ se ha incluido en este capítulo en las tablas 6.1 y 6.4, y es precisamente éste el que produce resultados más similares a los detectados en las imágenes Landsat-TM (tabla 6.2).

De hecho, a pesar de las discrepancias que se presentan en la tabla 6.5 (en la que, al igual que en los otros componentes de la escala, se han considerado todas las simulaciones CAM con $p \geq 0.4$), si consideramos las tendencias de variación de los índices con el tamaño del píxel en las simulaciones CAM para el caso $p = 0.59$ (de mayor autocorrelación espacial), vemos que éstas son las mismas que las que se presentan tanto en las imágenes Landsat-TM como en la comparación TM-WiFS (tabla 6.6), existiendo plena coincidencia entre los tres conjuntos de datos.

<i>Índice</i>	<i>Sentido de la variación</i>		
	CAM (p=0.59)	Landsat-TM	Comparación TM-WiFS
<i>NT</i>	-	-	-
<i>TMT</i>	+	+	+
<i>LB</i>	-	-	-
<i>LBI</i>	-	-	-
<i>TMX</i>	+	+	+
<i>ID</i>	-	-	-
<i>IC</i>	-	-	-
<i>IFM</i>	+ / -	+ / -	+ / -
<i>IFP</i>	-	-	-
<i>DF</i>	+ / -	+ / -	+ / -

Tabla 6.6. Tendencias generales de variación de los índices del paisaje ante cambios en la resolución de los datos espaciales. Para cada índice se indica si los valores del mismo tienden siempre a aumentar (+) o disminuir (-) al incrementar el tamaño del píxel, o si las variaciones tienen uno u otro signo dependiendo de los casos considerados (+/-). Se incluyen las tendencias obtenidas al aplicar filtros modales a las simulaciones CAM y a los datos Landsat-TM, y las correspondientes a la comparación de los datos proporcionados directamente por Landsat-TM e IRS-WiFS para las mismas zonas.

En los apartados posteriores se analiza con detalle el comportamiento de cada uno de los índices de configuración espacial, que se ilustra en las figuras 6.10 y 6.11 que se presentan a continuación.

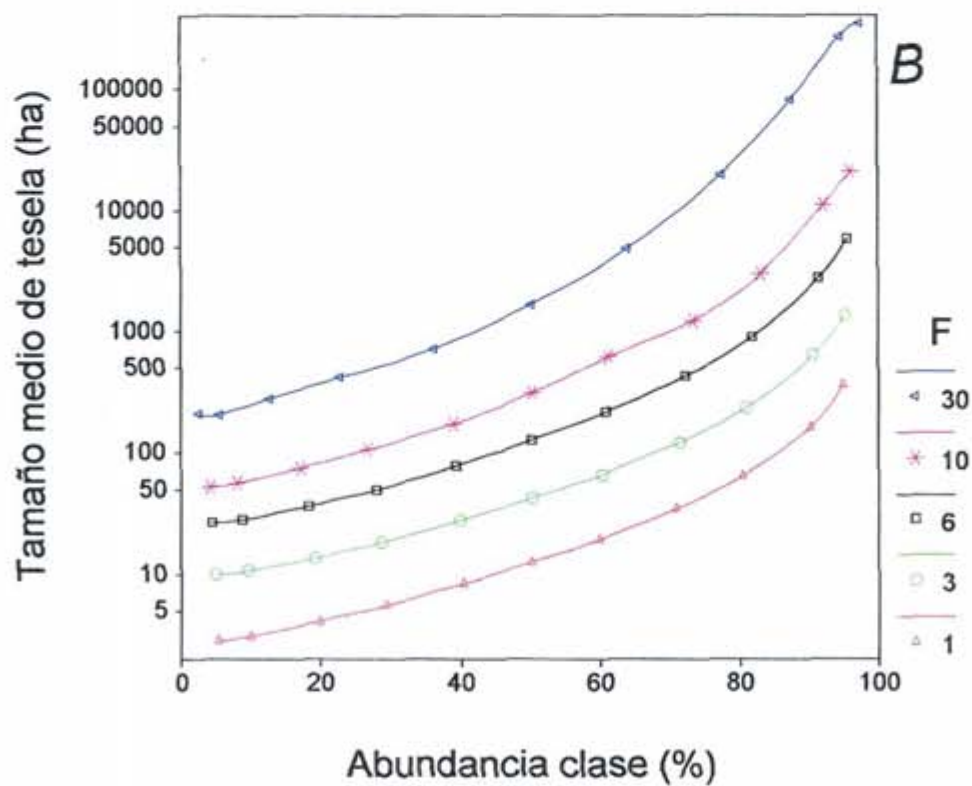
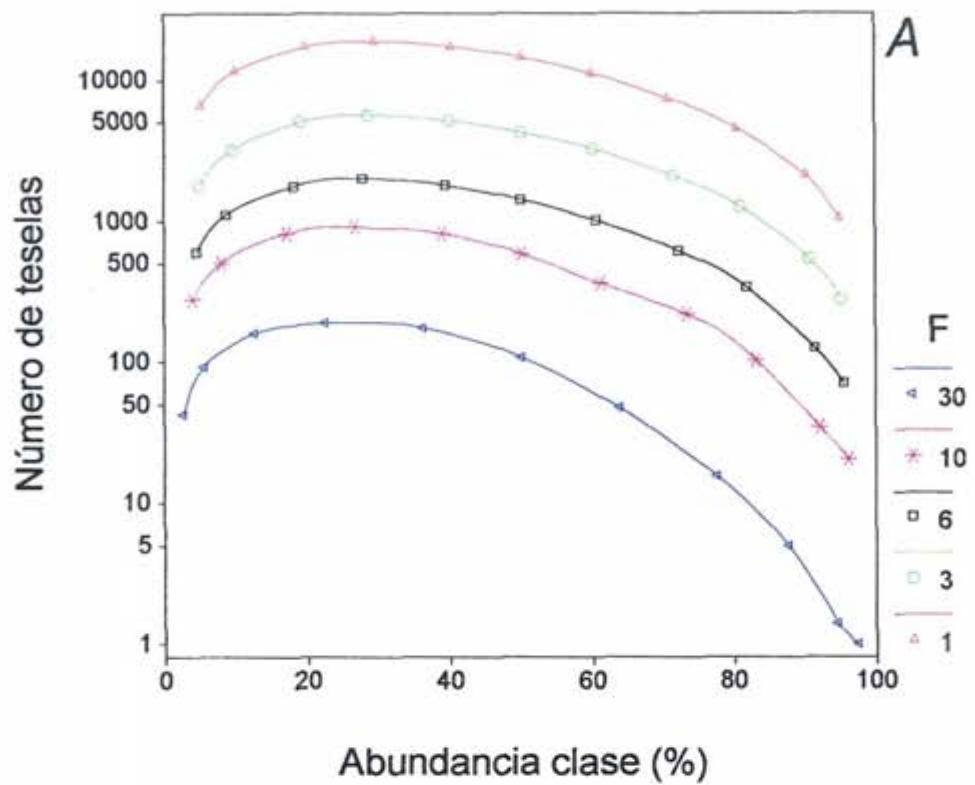


Figura 6.10. (1/5). Variación de los índices de configuración espacial con la resolución espacial (aplicación de filtros modales en ventanas de $F \times F$ píxeles), para el caso $p=0.57$ en las simulaciones CAM.

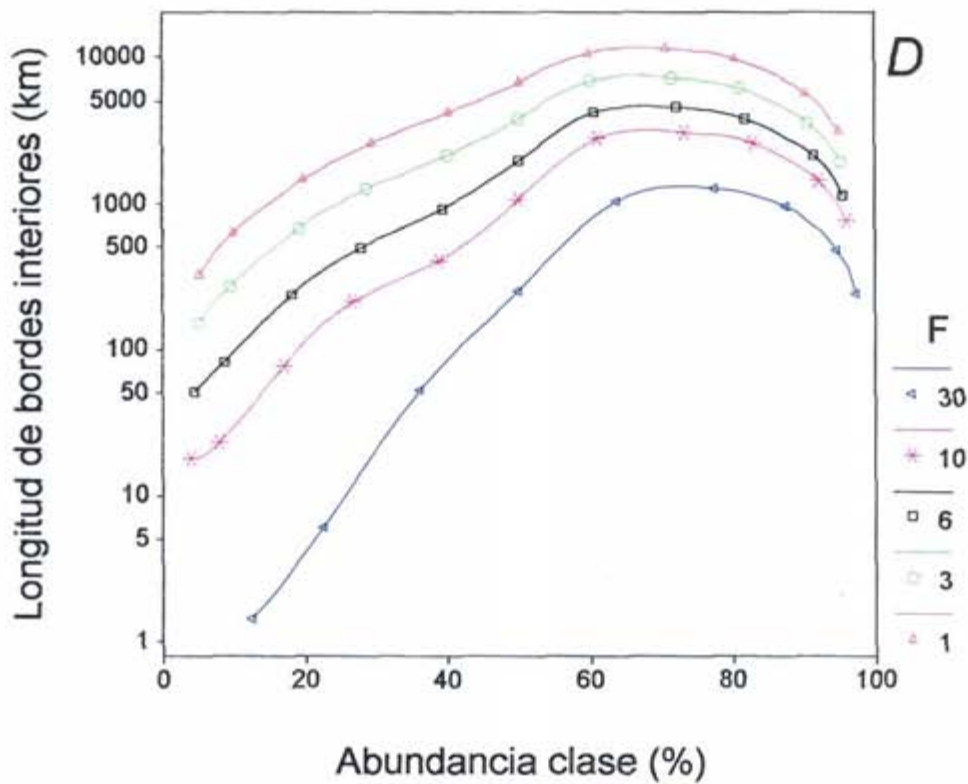
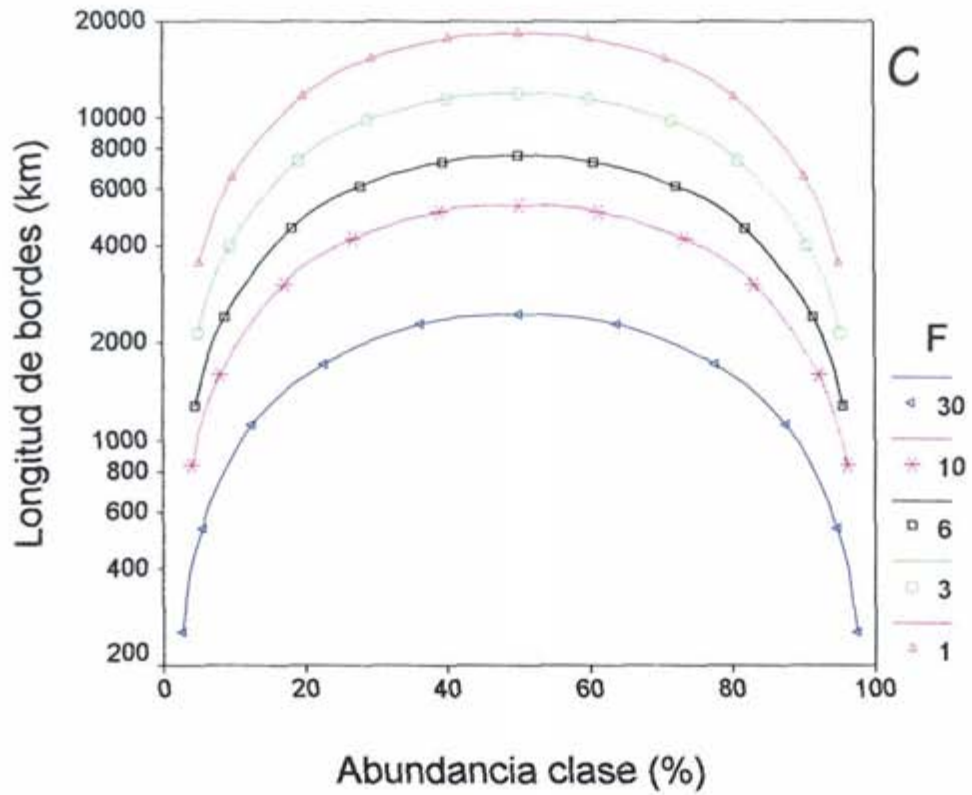


Figura 6.10. (2/5). Variación de los índices de configuración espacial con la resolución espacial (aplicación de filtros modales en ventanas de $F \times F$ píxeles), para el caso $p=0.57$ en las simulaciones CAM.

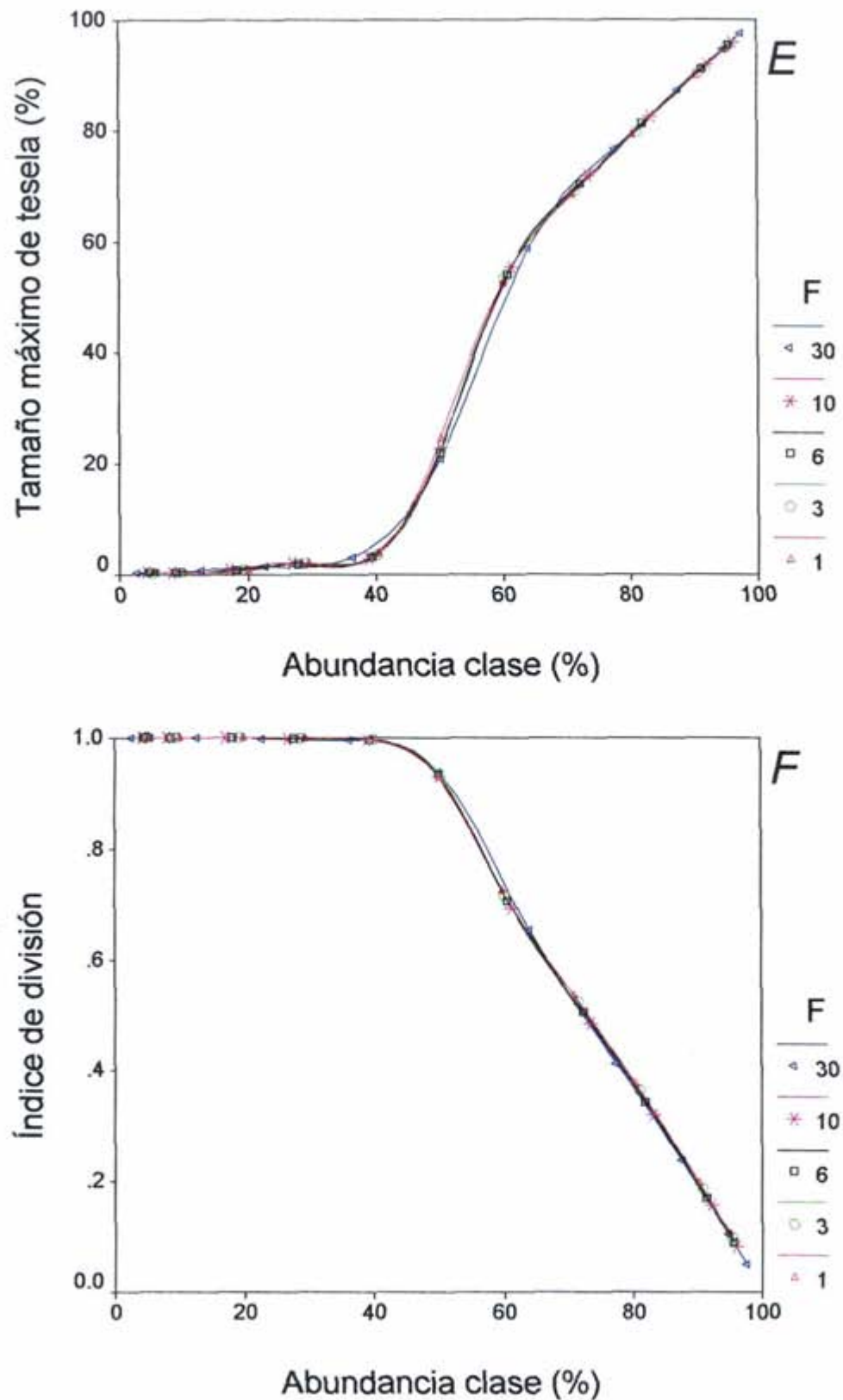


Figura 6.10. (3/5). Variación de los índices de configuración espacial con la resolución espacial (aplicación de filtros modales en ventanas de $F \times F$ píxeles), para el caso $p=0.57$ en las simulaciones CAM.

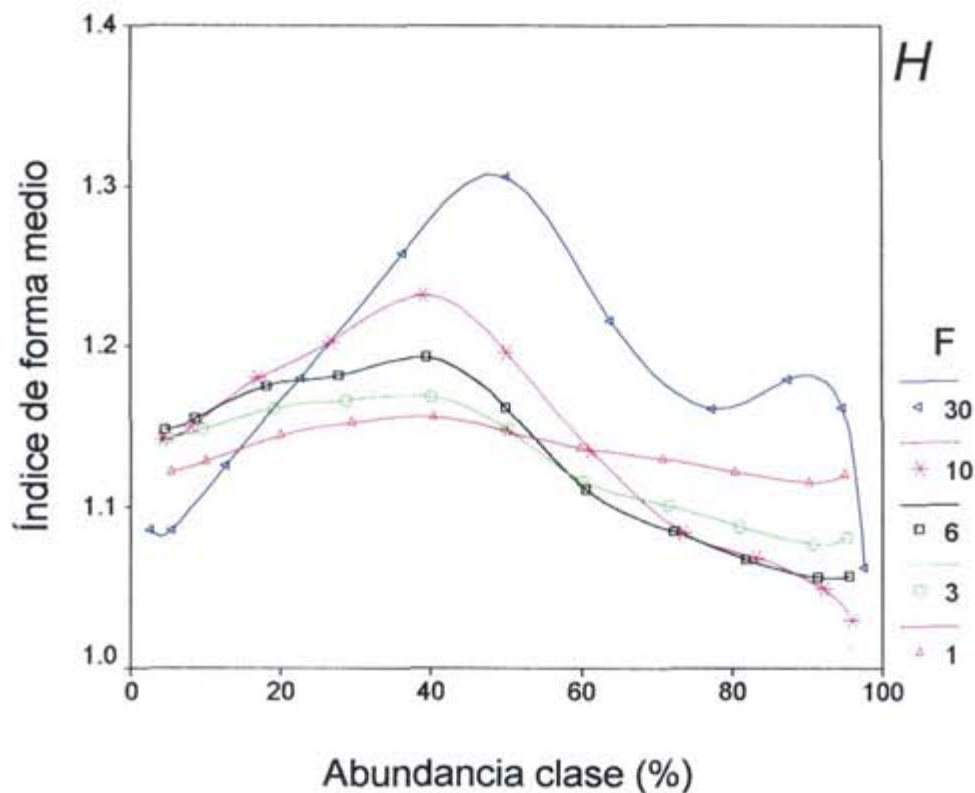
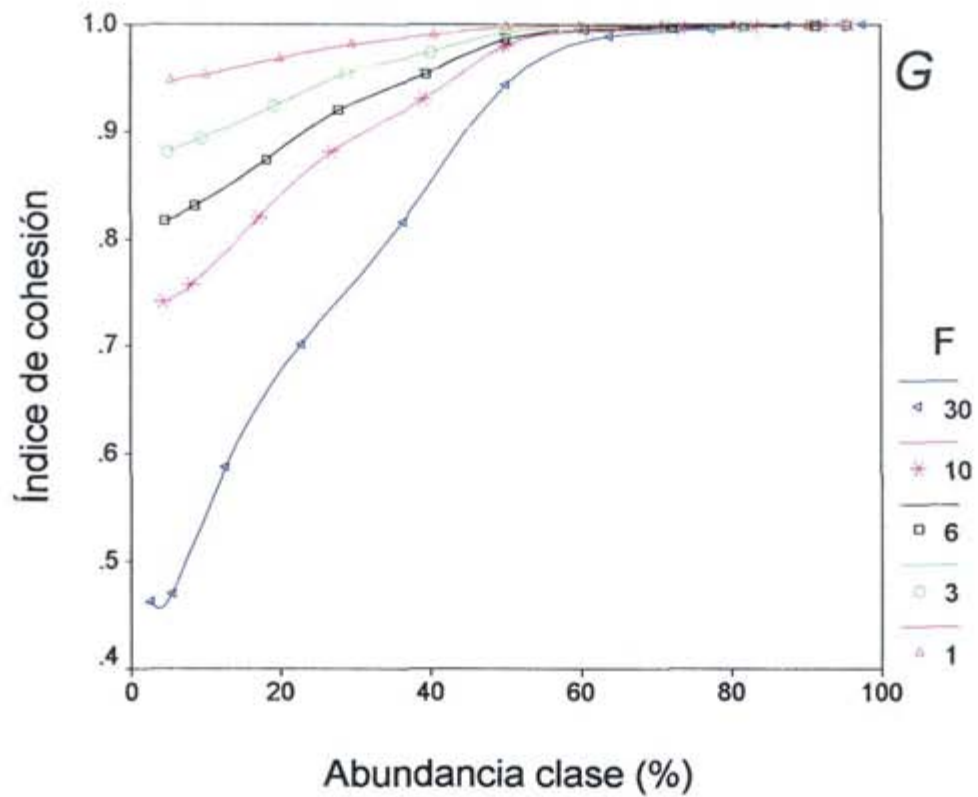


Figura 6.10.(4/5). Variación de los índices de configuración espacial con la resolución espacial (aplicación de filtros modales en ventanas de $F \times F$ píxeles), para el caso $p=0.57$ en las simulaciones CAM.

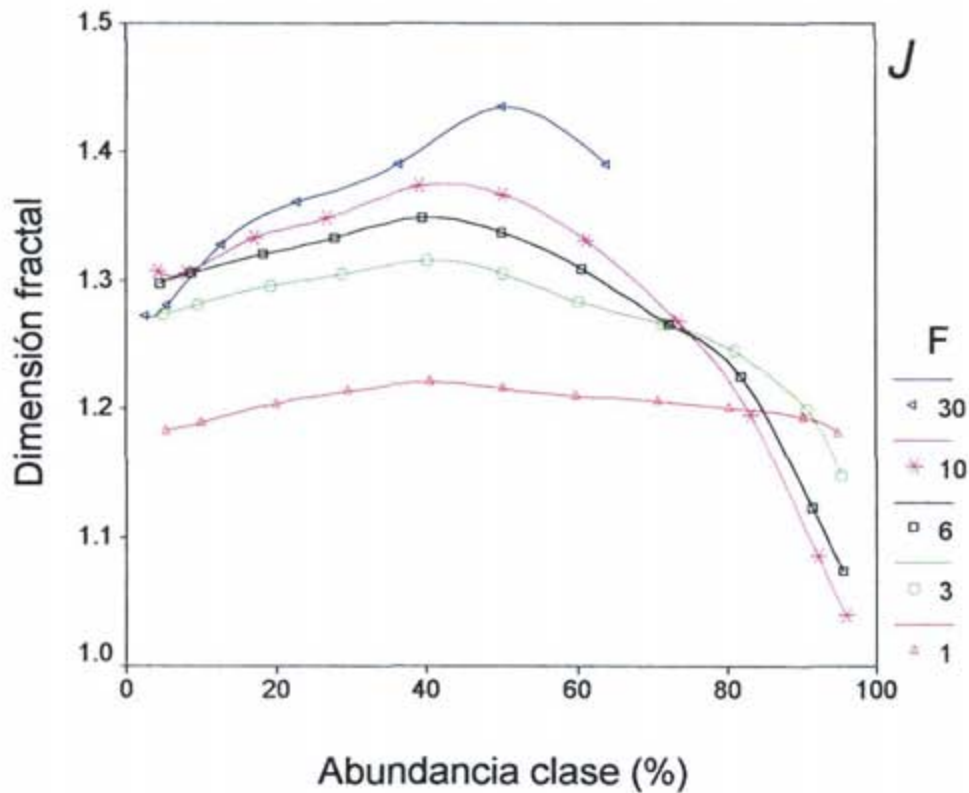
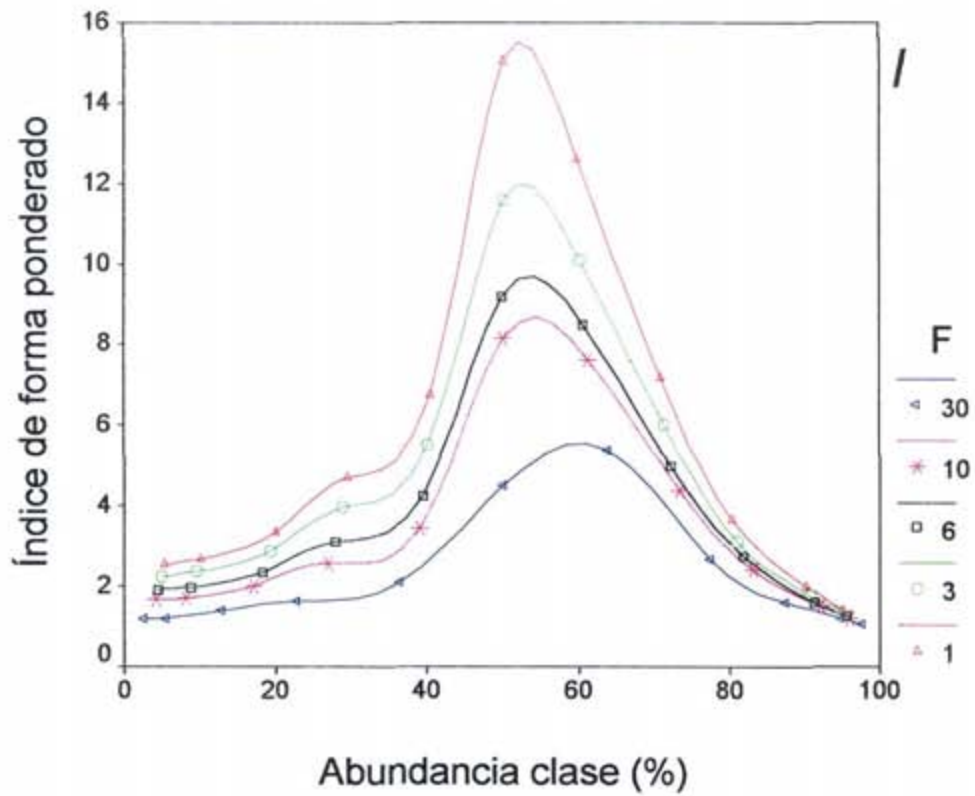


Figura 6.10.(5/5). Variación de los índices de configuración espacial con la resolución espacial (aplicación de filtros modales en ventanas de $F \times F$ píxeles), para el caso $p=0.57$ en las simulaciones CAM.

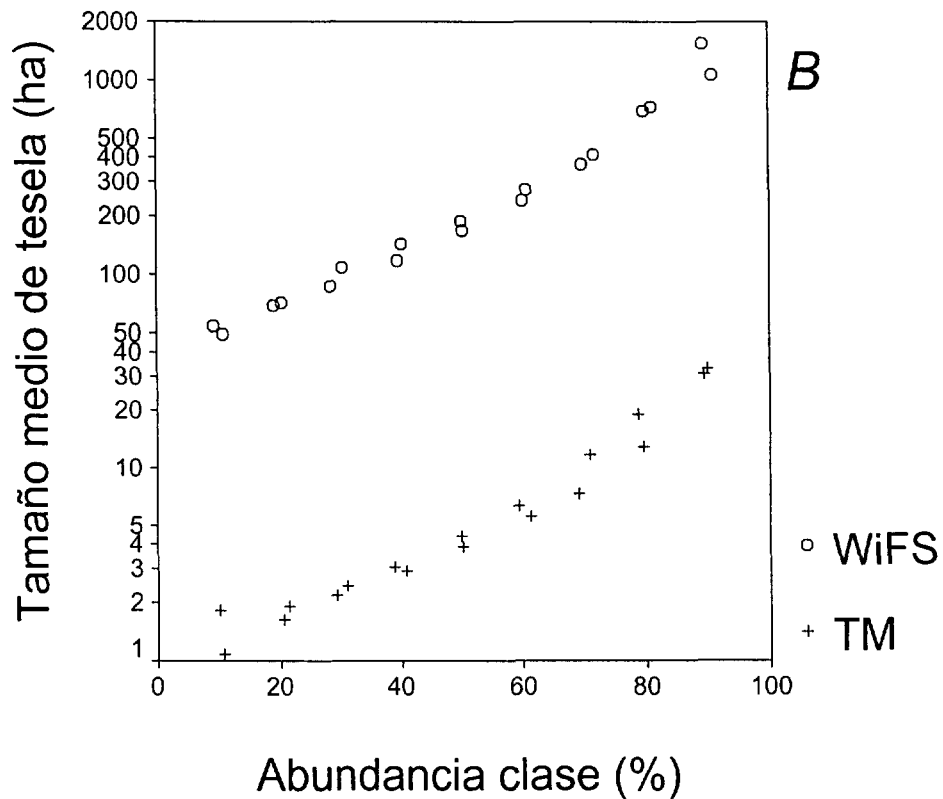
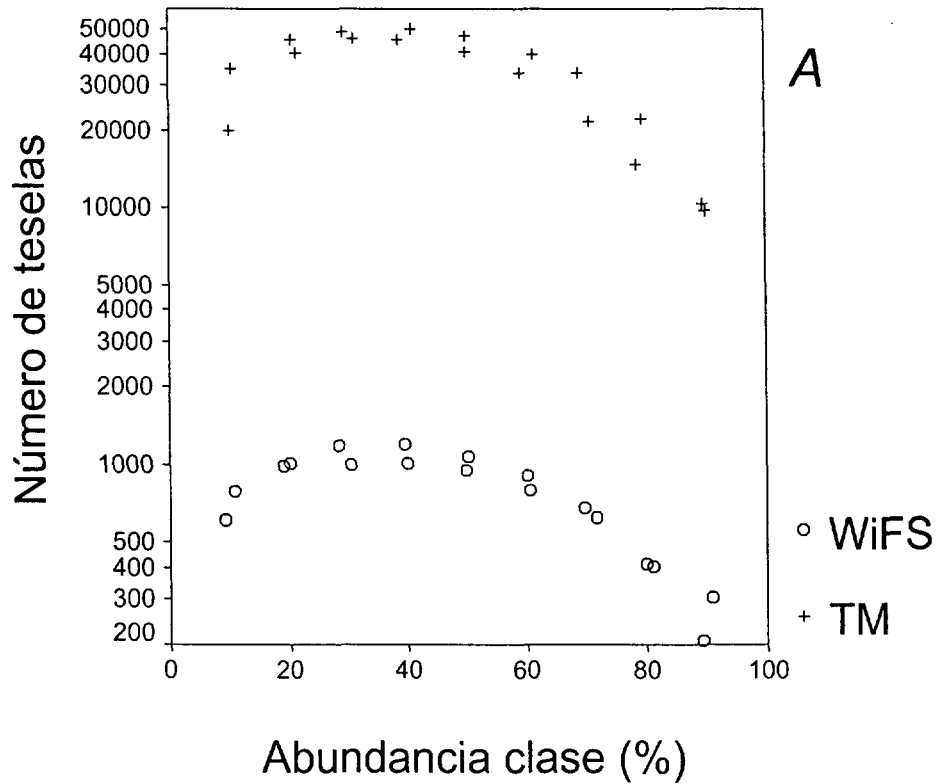


Figura 6.11. (1/5). Comparación de los valores de los índices de configuración del paisaje medidos en la zona 3 a partir de los datos Landsat-TM (30 metros de resolución espacial) e IRS-WiFS (188 metros).

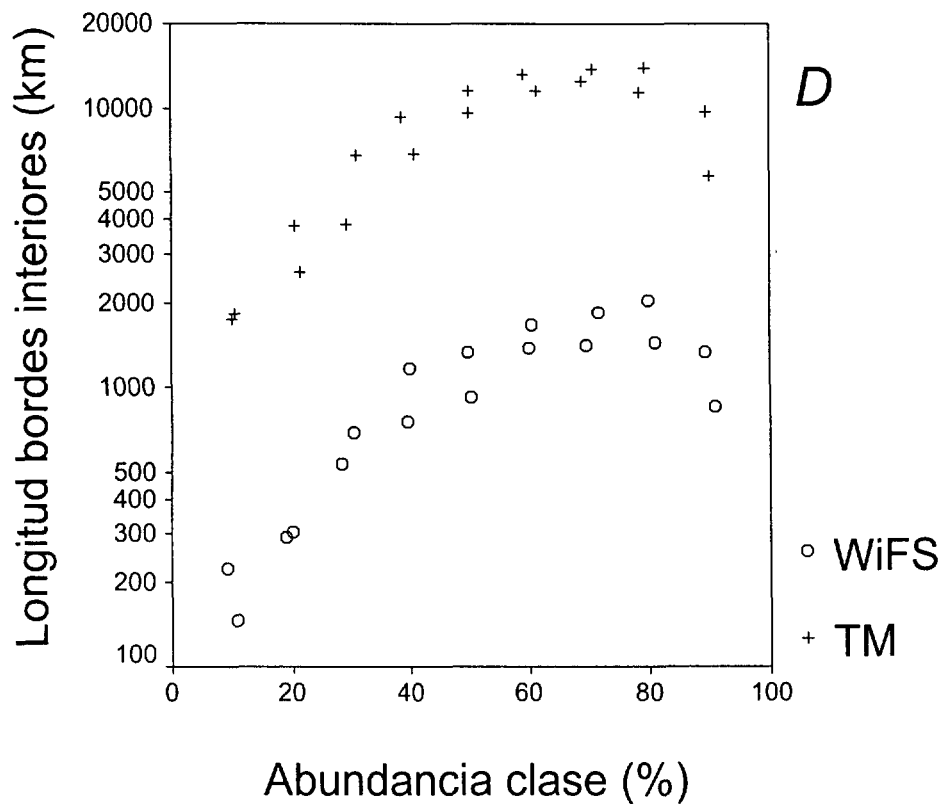
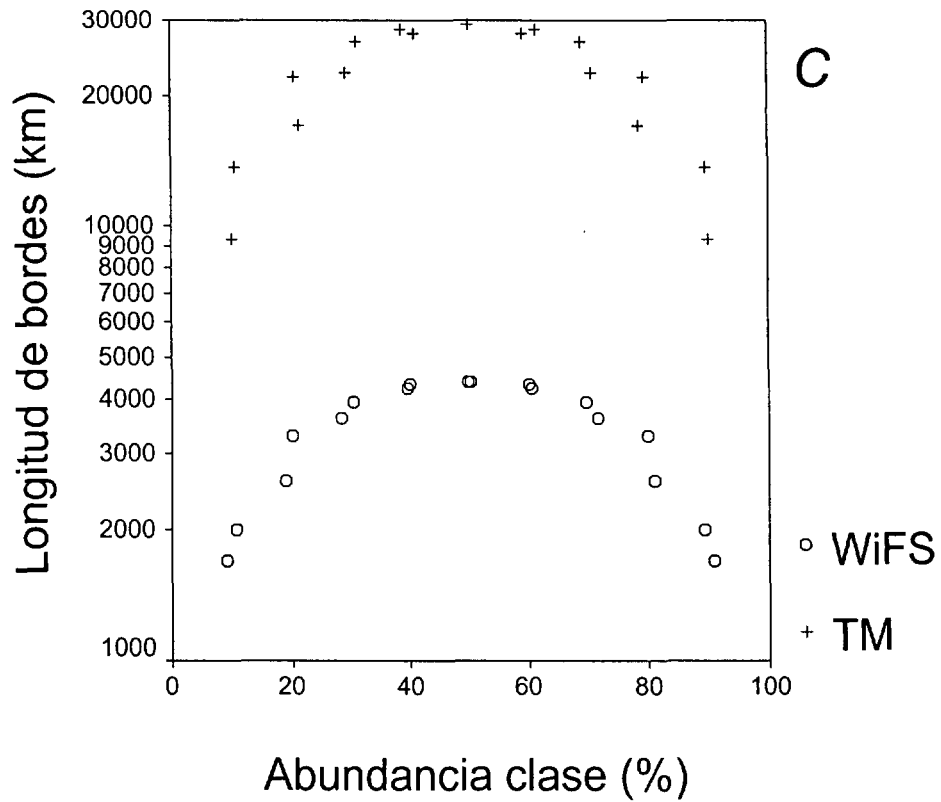


Figura 6.11. (2/5). Comparación de los valores de los índices de configuración del paisaje medidos en la zona 3 a partir de los datos Landsat-TM (30 metros de resolución espacial) e IRS-WiFS (188 metros).

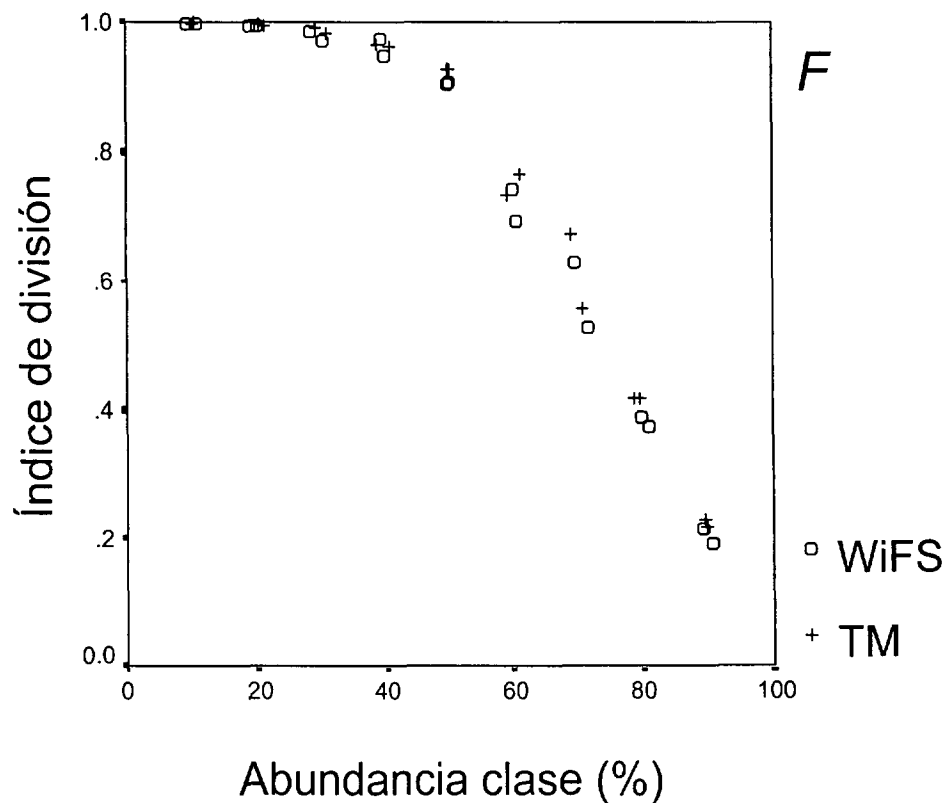
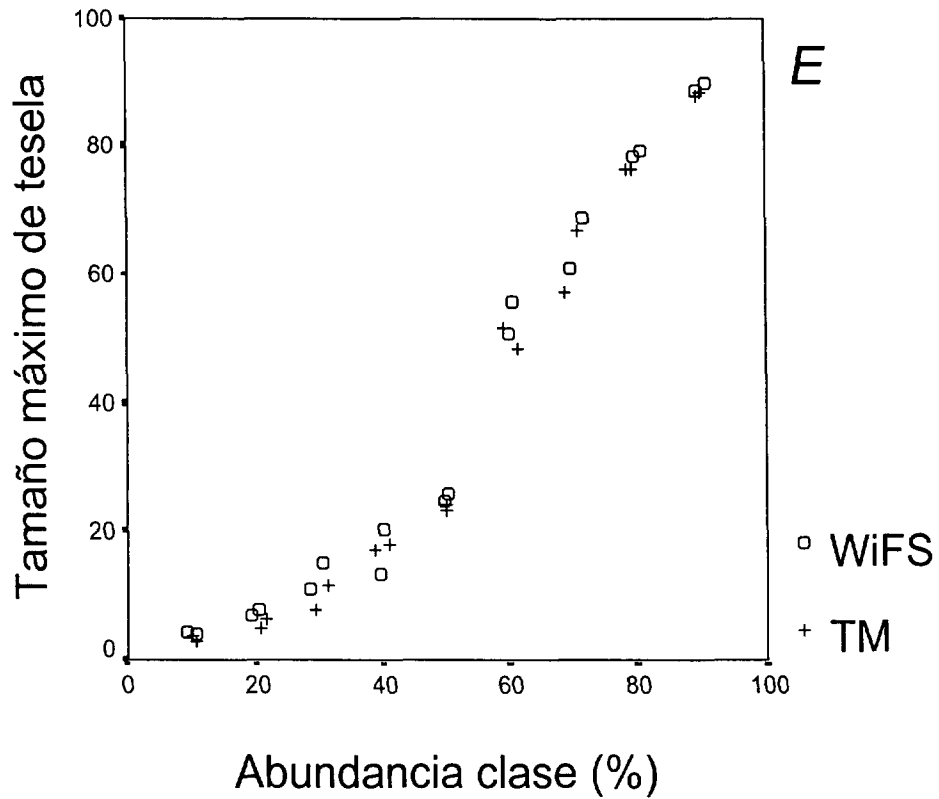


Figura 6.11. (3/5). Comparación de los valores de los índices de configuración del paisaje medidos en la zona 3 a partir de los datos Landsat-TM (30 metros de resolución espacial) e IRS-WiFS (188 metros).

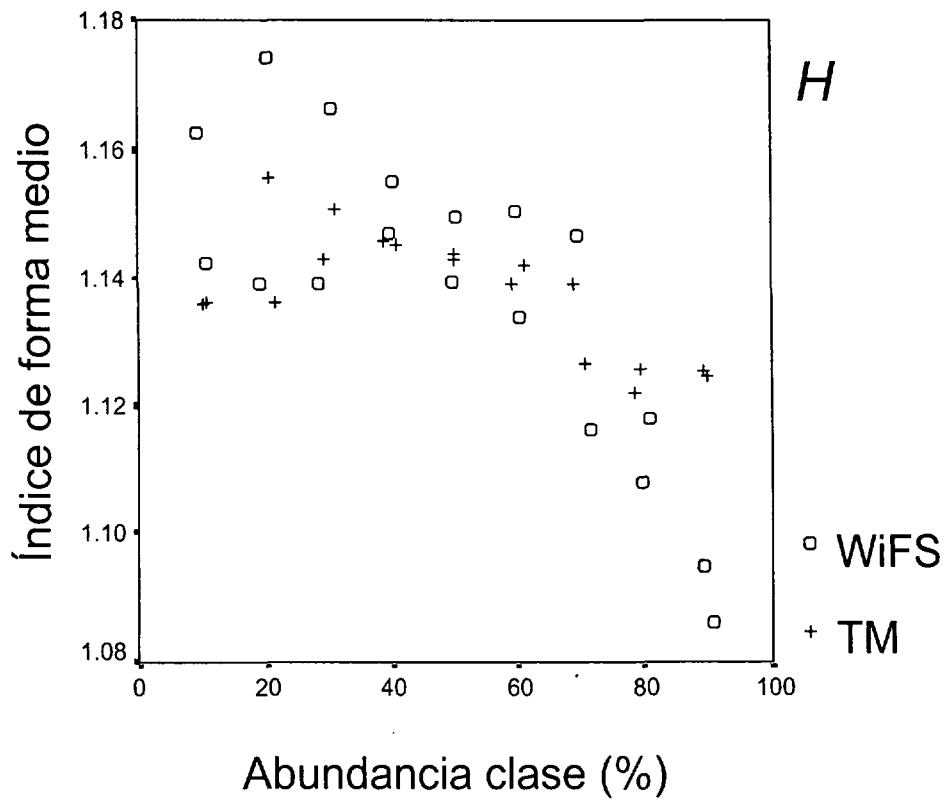
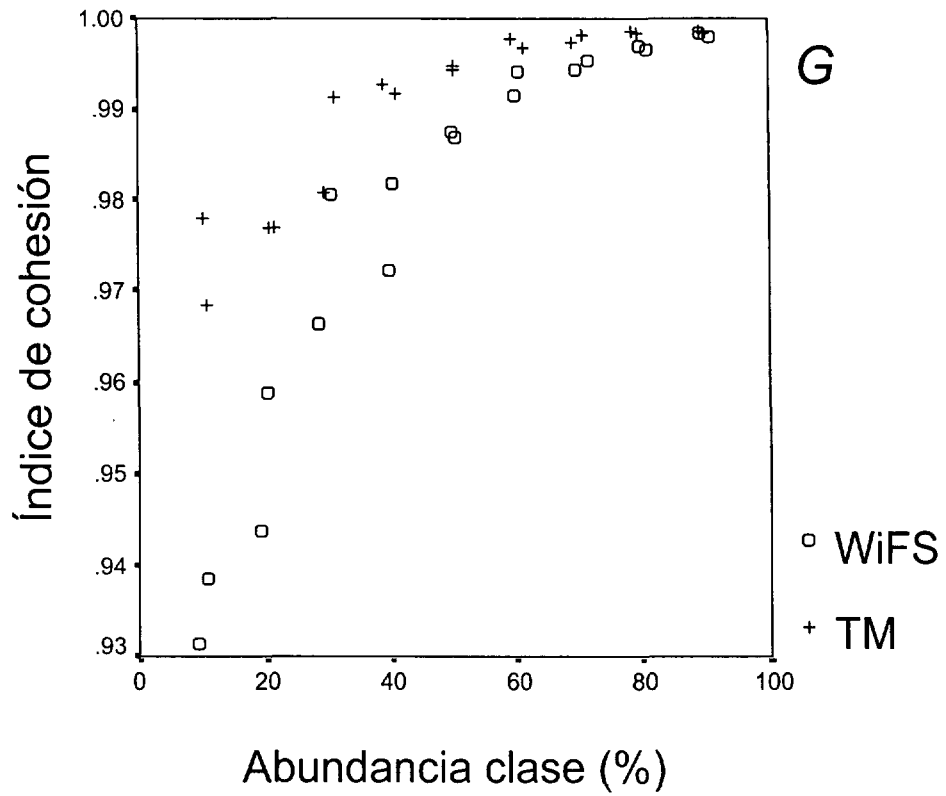


Figura 6.11. (4/5). Comparación de los valores de los índices de configuración del paisaje medidos en la zona 3 a partir de los datos Landsat-TM (30 metros de resolución espacial) e IRS-WiFS (188 metros).

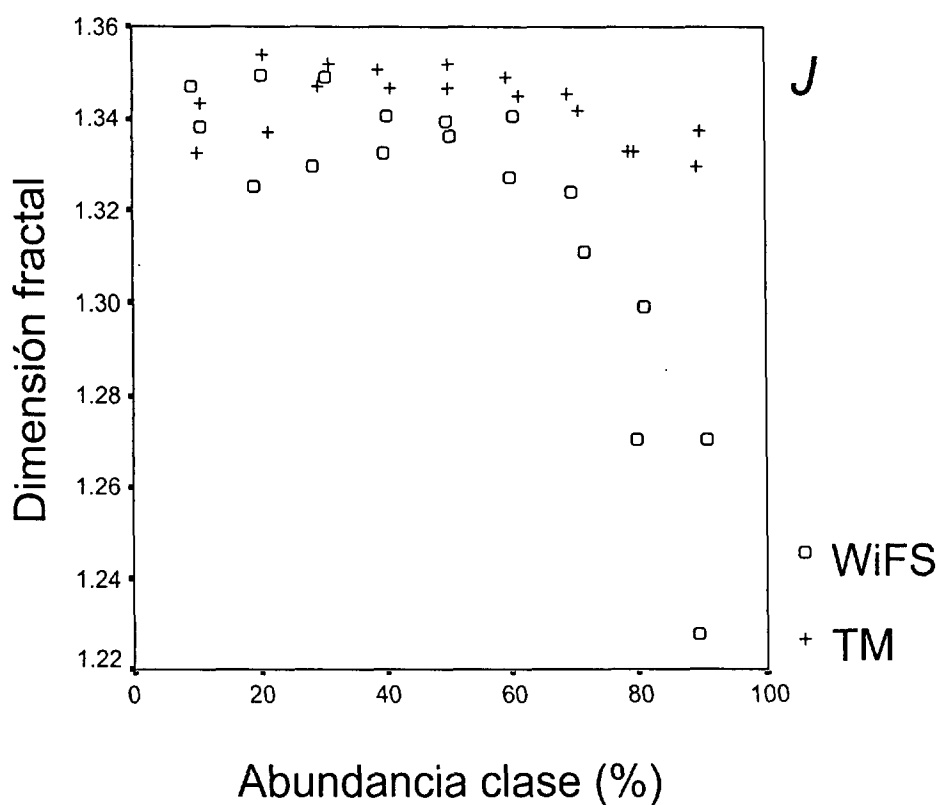
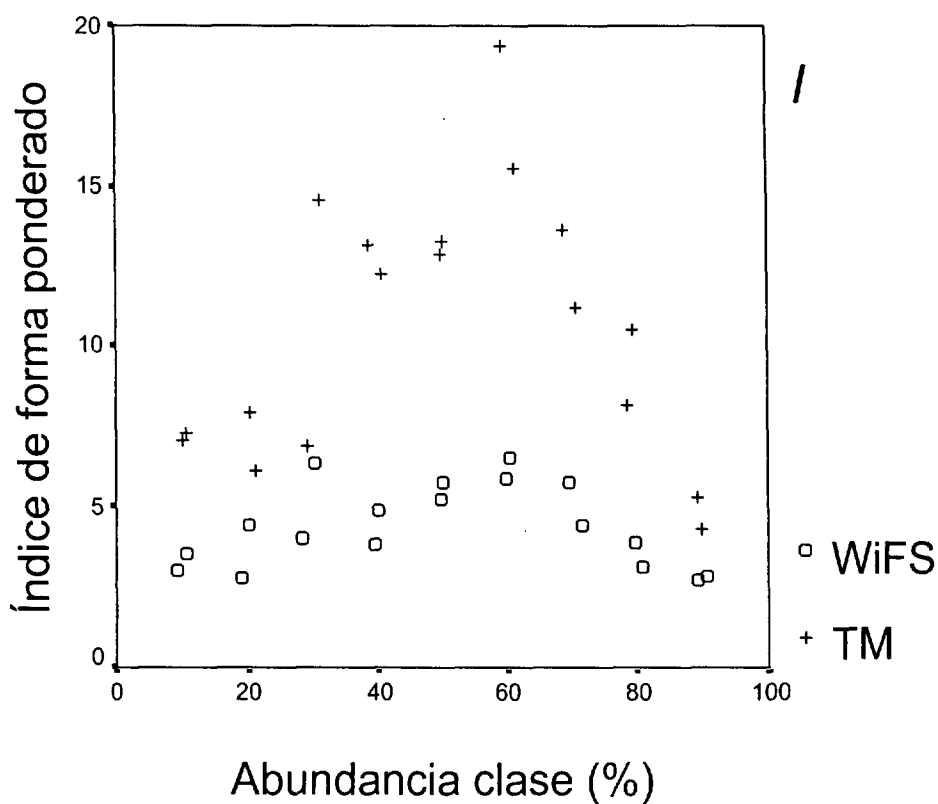


Figura 6.11. (5/5). Comparación de los valores de los índices de configuración del paisaje medidos en la zona 3 a partir de los datos Landsat-TM (30 metros de resolución espacial) e IRS-WiFS (188 metros).

6.3.2.1. Número de teselas (NT) y tamaño medio de tesela (TMT)

Como no puede ser de otra manera, el número de teselas tiende a disminuir fuertemente al aumentar el tamaño del píxel, y por tanto el tamaño medio de tesela tiende a incrementarse. Estas variaciones son bien conocidas (e.g. Benson y MacKenzie 1995, Wu *et al.* 2000) y se presentan en cualquiera de los datos espaciales analizados (Ver tablas 6.1-6.4 y figuras 6.10a-b y 6.11a-b).

Más allá de estas tendencias de variación más o menos evidentes, Frohn (1998) detectó empíricamente que en sus zonas de estudio, el número de teselas y el tamaño del píxel guardaban una relación lineal cuando se aplicaban logaritmos a ambas magnitudes. Ello permitiría, según Frohn (1998), predecir la variación de este índice con la resolución espacial, aunque este autor utilizó un conjunto de datos espaciales relativamente limitado que invitaba a considerar con cierta cautela sus resultados. Sin embargo, como se ilustra en la figura 6.12, esta relación lineal se presenta también en los datos Landsat-TM analizados en esta tesis; aunque no exento de algunas ligeras irregularidades, el ajuste es razonablemente bueno. Análogos resultados se obtienen cuando se analizan los patrones CAM (figura 6.13).

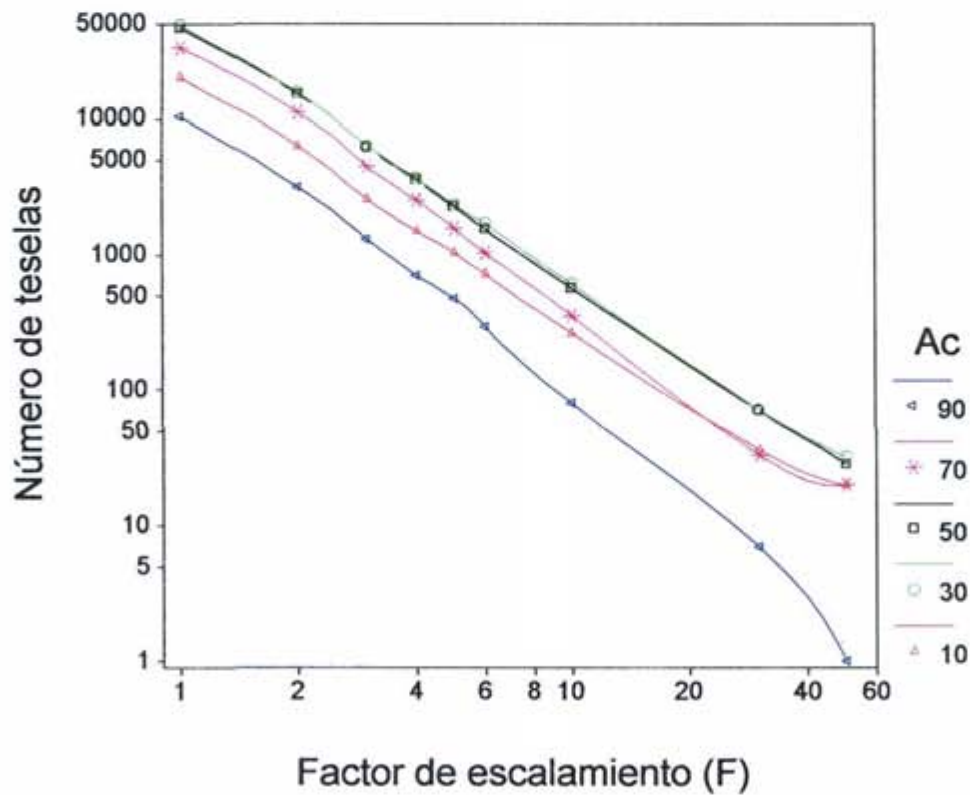
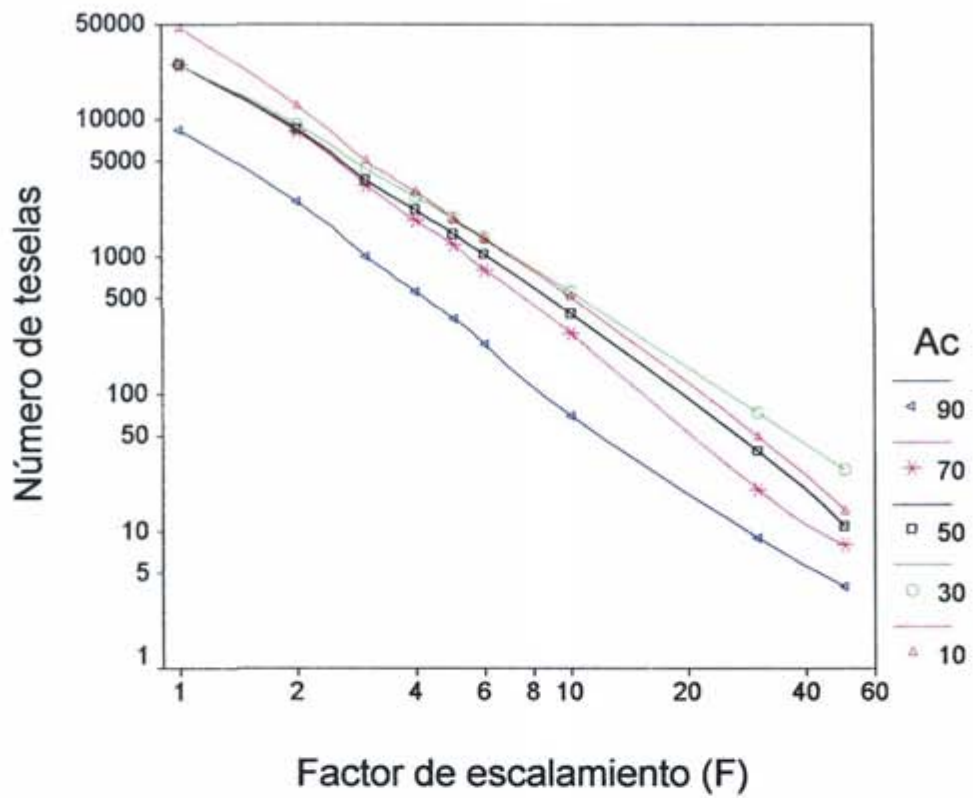


Figura 6.12. Relación en escala logarítmica entre el número de teselas y el factor de escalamiento (aplicación de filtros modales de $F \times F$ píxeles) en los datos Landsat-TM de las zonas 1 (arriba) y 3 (abajo), para distintos casos de la abundancia de la clase (A_c).

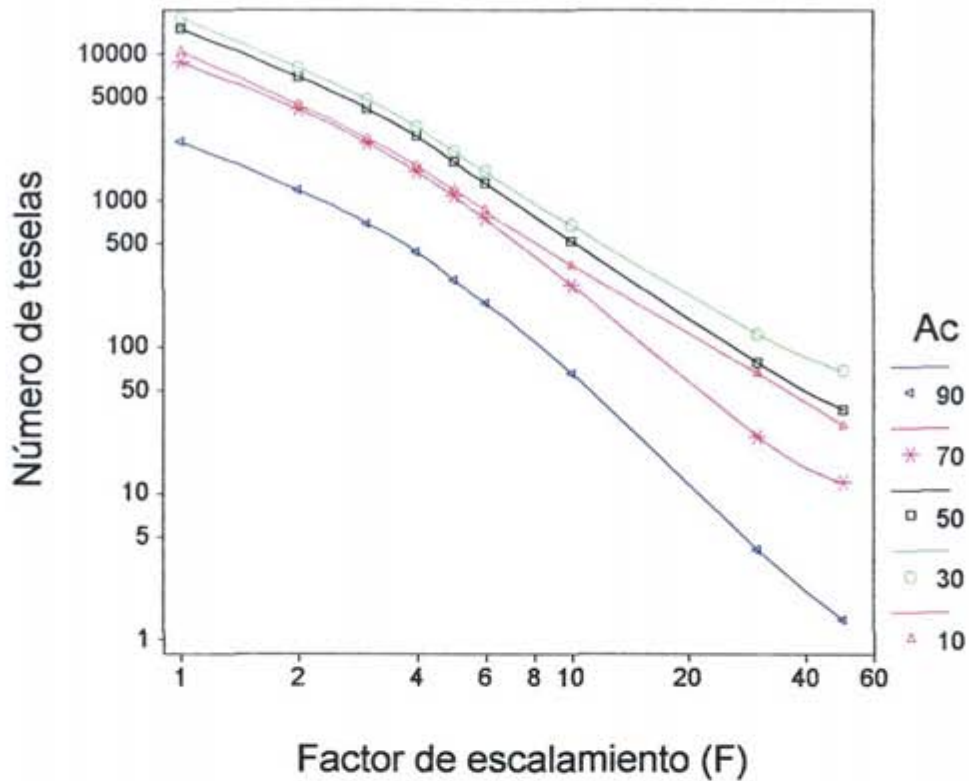


Figura 6.13. Relación en escala logarítmica entre el número de teselas y el factor de escalamiento (aplicación de filtros modales de $F \times F$ píxeles) en las simulaciones CAM para $p=0.58$, para distintos casos de la abundancia de la clase (A_c).

Esta relación lineal detectada por Frohn (1998), y confirmada con los datos analizados en esta tesis, no es casual ni particularmente novedosa, dado que ya Korčák (1938) analizó las distribuciones de tamaños de diversas entidades geográficas (principalmente islas y lagos) y concluyó experimentalmente que éstas siguen una ley potencial de acuerdo a la siguiente expresión:

$$NT(A > a) = k \cdot a^{-b} \quad (6.3)$$

donde $NT(A > a)$ es el número de teselas (objetos) con un tamaño mayor que a , k es una constante, y b es el exponente de Korčák. Tomando logaritmos en esta expresión tenemos precisamente una relación lineal entre ambas variables en escala logarítmica:

$$\log(NT(A < a)) = k' - b \cdot \log(a) \quad (6.4)$$

donde k' es una constante.

Posteriormente, Mandelbrot (1983) vino a dar un fundamento teórico a estas observaciones experimentales de Korčak, al deducir, mediante la teoría de fractales, que los patrones espaciales en los que la fragmentación se produce cumpliendo una autosemejanza con la escala, se da precisamente esa misma relación potencial (Korvin 1992). En este caso el exponente viene dado en función de la dimensión fractal de la distribución de tamaños de los objetos (D):

$$NT(A > a) = k \cdot a^{-\frac{D}{2}} \quad (6.5)$$

$$\log(NT(A < a)) = k' - \frac{D}{2} \cdot \log(a) \quad (6.6)$$

de donde se obtiene que el exponente de Korčak es simplemente igual a la mitad de esa dimensión fractal ($b=D/2$).

Aunque el proceso de incrementar el tamaño del píxel no es equivalente al de quedarse simplemente con las teselas mayores de un determinado tamaño (y esto último es lo que proporcionan las ecuaciones anteriores), podemos extender estas expresiones para el estudio de la resolución espacial, obteniendo las siguientes expresiones, que fundamentan la relación lineal entre los logaritmos del número de teselas y del tamaño del píxel encontrada en los datos espaciales analizados:

$$NT(F) = NT(1) \cdot F^{-E} \quad (6.7)$$

$$\log(NT(F)) = \log(NT(1)) - E \cdot \log(F) \quad (6.8)$$

donde $NT(F)$ es el número de teselas en los datos con tamaño de píxel F , $NT(1)$ es el número de teselas de los datos originales en los que $F=1$ (datos con el píxel de tamaño más pequeño y resolución espacial más detallada (30 metros en el caso de los datos generados al aplicar filtros modales a las imágenes Landsat-TM), y E ($E > 0$) es, en valor absoluto, la pendiente de la recta de la ecuación 6.8 (o lo que es lo mismo, el valor absoluto del exponente de la relación potencial de la ecuación 6.7).

Ajustando la ecuación 6.8 en cada una de las imágenes derivadas de la escena Landsat-TM, obtenemos en todos los casos valores del coeficiente de determinación (R^2) por encima de 0.99, lo que indica un excelente ajuste a dicha ley de escalamiento (figura 6.12). Esto es probablemente consecuencia de una invarianza con la escala de esta propiedad de los patrones del paisaje derivados de la escena Landsat-TM (Mandelbrot 1983, Korvin 1992). En cuanto a los valores de la pendiente E obtenidos, varían de 1.809 a 2.485, dependiendo de las características de los patrones espaciales. Por tanto, es patente que los valores del exponente de la ecuación 6.7 pueden variar

ampliamente según el caso o zona de estudio considerada (al menos desde 1.8 a 2.5). Por tanto, matizando lo afirmado por Frohn (1998), no es ni mucho menos suficiente conocer que NT y F están relacionados linealmente en una escala logarítmica para poder realmente predecir o extrapolar (sin mayor información adicional) cuál es el número de teselas que se presentan en datos de una determinada resolución espacial, ya que en cada zona de estudio la tasa de variación puede ser considerablemente distinta, y dar lugar a valores de NT muy diferentes. Se requieren investigaciones más detalladas que, considerando las propias características espaciales de los datos del paisaje, permitan relacionar estas características con el valor del exponente de la ley potencial. De esta manera, sí que podría llegar a predecir con cierta fiabilidad el número de teselas que se presentarían en datos espaciales con distinta resolución espacial que los considerados, lo cual no es posible todavía con el actual "estado del arte". Considerando los buenos ajustes de la ecuación 6.8 obtenidos en cada uno de los casos, puede considerarse ésta una prometedora línea de investigación que podría permitir avanzar sustancialmente en la predicción de la variación con la resolución espacial de éste y otros índices espaciales (dado que NT se usa auxiliariamente en el cálculo de muchos otros). No obstante, hay que tener en cuenta que al realizar la regresión aplicando previamente logaritmos (ecuaciones 6.7 y 6.8) se produce una subestimación de los residuos o errores que se presentan para los valores más altos de NT . También cabe señalar que los altos valores del coeficiente de determinación obtenidos corresponden a datos espaciales de distinta resolución generados mediante filtros modales, y no a la comparación directa de los datos espaciales proporcionados por sensores de distinta resolución espacial, pudiendo existir ciertas diferencias entre ambos enfoques (anexo B).

Lógicamente, todos estos comentarios y conclusiones relativas al comportamiento de NT con la resolución espacial son aplicables de manera análoga al tamaño medio de tesela, ya que los valores de TMT se obtienen inmediatamente a partir de los de NT y A_c (ver capítulo 2).

6.3.2.2. Longitud de bordes (LB) y longitud de bordes interiores (LBI)

Como cabe esperar, al igual que en el caso anterior, tanto la longitud de bordes totales como interiores se reducen fuertemente con el tamaño del píxel en todos los tipos de datos analizados (figuras 6.10c-d y 6.11c-d, tablas 6.1-4).

Es conocido que la longitud de diversas entidades geográficas (tales como las costas) se incrementa a medida que el contorno de las mismas se aproxima mediante segmentos rectos de longitud cada vez menor, y en concreto, la teoría de fractales predice que dicho incremento viene dado por una ley potencial (Mandelbrot 1983, Feder 1988, Korvin 1992). Considerando que en nuestro caso la unidad de medida es el píxel y que F es la longitud de su lado (tomando $F=1$ como la longitud de los datos

originales, es decir, los de resolución espacial más detallada) obtenemos la siguiente expresión:

$$LB(F) = LB(1) \cdot F^{-E} \quad (6.9)$$

o, tomando logaritmos:

$$\log(LB(F)) = \log(LB(1)) - E \cdot \log(F) \quad (6.10)$$

donde $LB(F)$ es la longitud de bordes en los datos con tamaño del píxel F , $LB(1)$ es la longitud de bordes en los datos originales en los que $F=1$, y E es, en valor absoluto, la pendiente de la recta que relaciona los logaritmos de LB y F (o lo que es lo mismo, el exponente que caracteriza la relación potencial entre ambas).

Si ajustamos la ecuación 6.10 a los datos Landsat originales y degradados mediante filtros modales de distintos tamaños, obtenemos los resultados que se ilustran en la figura 6.14. Los coeficientes de determinación (R^2) son aún mayores que en el caso del número de teselas, y están siempre por encima de 0.999. De nuevo, esto pone de manifiesto la autosemejanza del comportamiento con la escala de la longitud de bordes, de manera similar a lo que ocurría en el caso de la unidad mínima cartografiada (capítulo 5). De nuevo, hay coincidencia a este respecto al analizar las simulaciones CAM, aunque con ajustes ligeramente peores (figura 6.15).

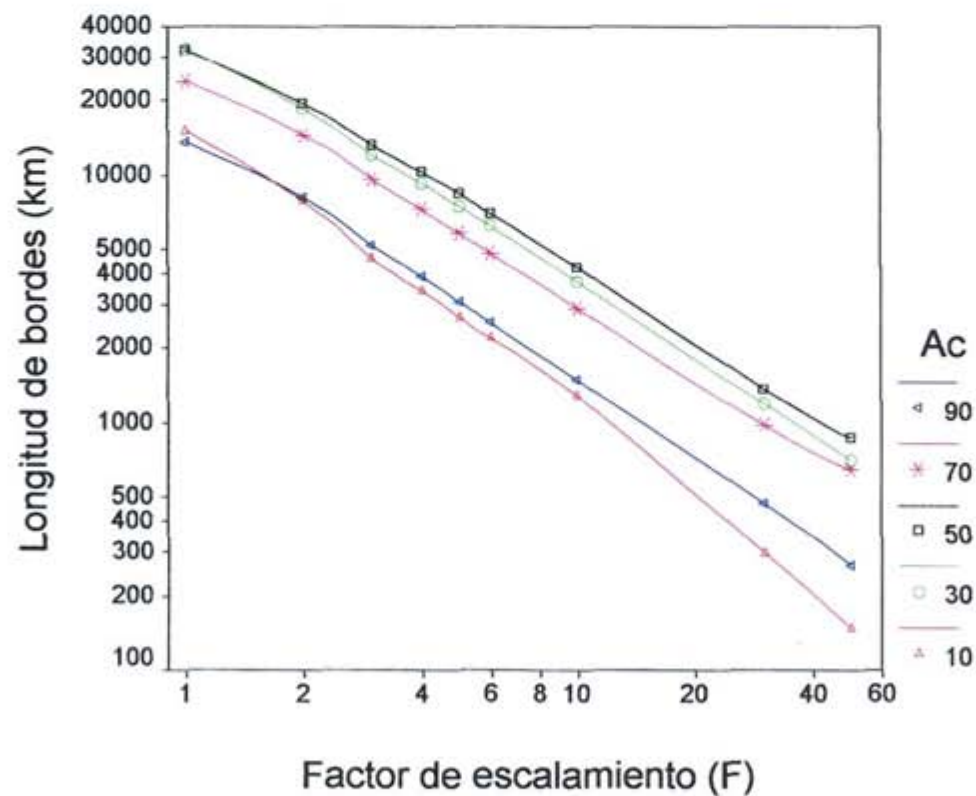
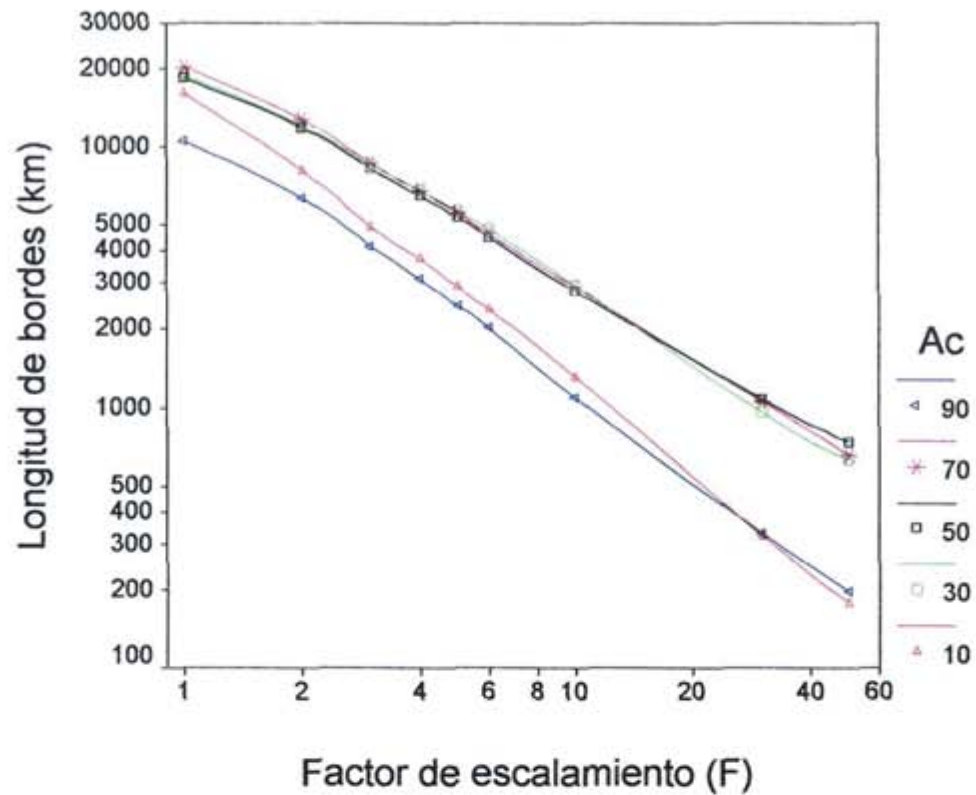


Figura 6.14. Relación en escala logarítmica entre la longitud de bordes y el factor de escalamiento (aplicación de filtros modales de $F \times F$ píxeles) en los datos Landsat-TM de las zonas 1 (arriba) y 4 (abajo), para distintos casos de la abundancia de la clase (Ac).

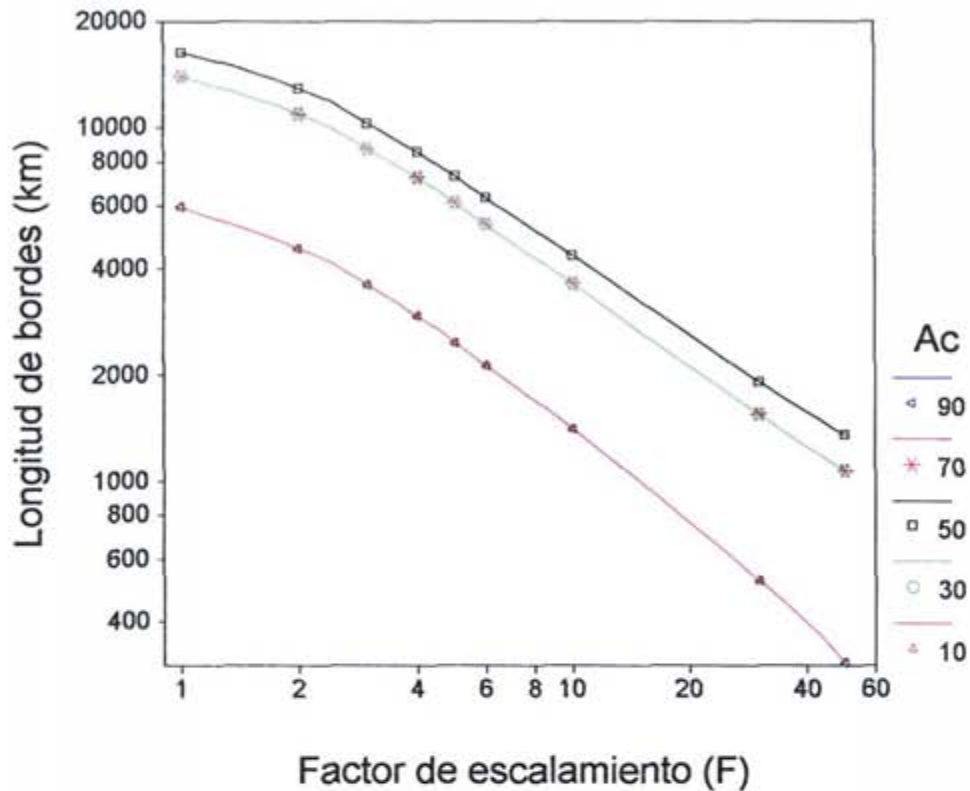


Figura 6.15. Relación en escala logarítmica entre la longitud de bordes y el factor de escalamiento (aplicación de filtros modales de $F \times F$ píxeles) en las simulaciones CAM para $p=0.58$, para distintos casos de la abundancia de la clase (A_c).

Los valores de la pendiente E en los datos Landsat-TM varían de 1.849 a 2.190, y aunque el rango de variación de E es menor que en el caso de NT, se pone de manifiesto igualmente la necesidad de investigar la influencia de las propias características espaciales de los patrones del paisaje en la tasa de variación de LB con el tamaño del píxel. El resto de consideraciones realizadas en el caso del comportamiento con la escala del número de teselas son igualmente aplicables a la longitud de bordes.

Las mismas leyes de comportamiento potencial se pueden aplicar a la longitud de bordes interiores, como se observa en la figura 6.16, y se obtienen resultados similares, aunque con ajustes ligeramente peores.

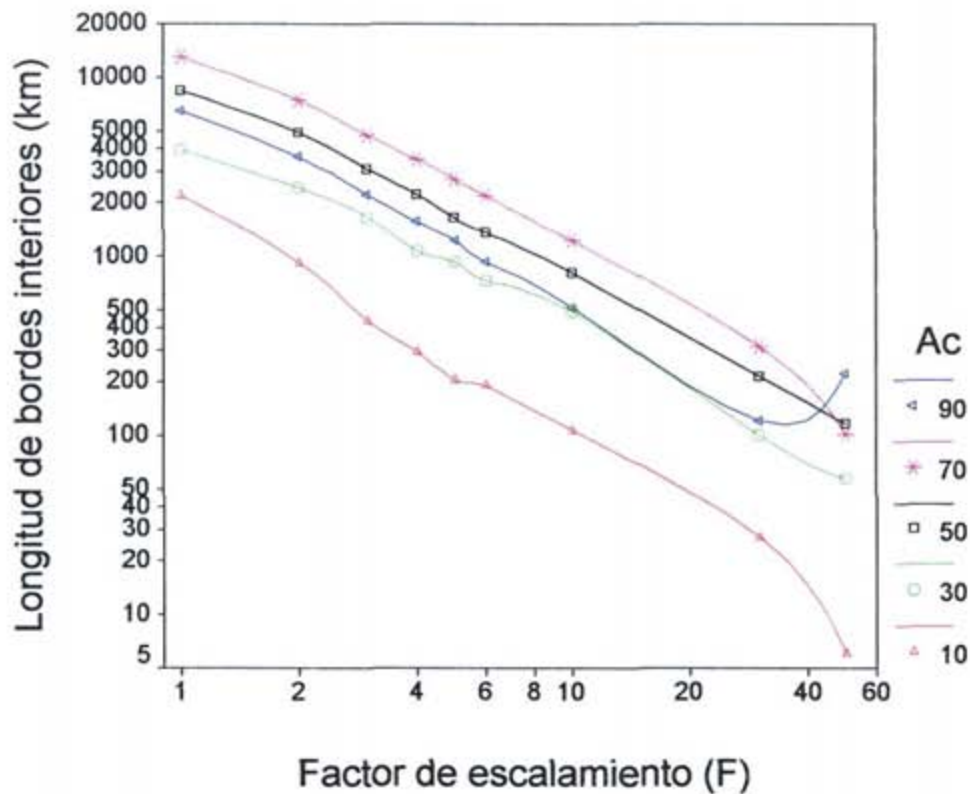


Figura 6.16. Relación en escala logarítmica entre la longitud de bordes interiores y el factor de escalamiento (aplicación de filtros modales de $F \times F$ píxeles) en los datos Landsat-TM de la zona 2, para distintos casos de la abundancia de la clase (A_c).

6.3.2.3. Tamaño máximo de tesela (TMX)

El tamaño máximo de tesela es uno de los índices menos sensibles, en términos medios, a la variación de la resolución espacial, tanto si se analizan los datos CAM como los Landsat-TM (tabla 6.5, figuras 6.10e y 6.11e).

Tanto en los datos Landsat-TM como en la comparación TM-WiFS, TMX tiende a incrementarse para tamaños mayores del píxel (tablas 6.2 y 6.3). El mismo comportamiento se presenta en las simulaciones CAM para los valores más altos de p ($p = 0.59$, tabla 6.1); para patrones CAM más fragmentados, TMX presenta un comportamiento más irregular, disminuyendo con F mayores cuando la clase es escasa (A_c bajo) y aumentando en caso contrario (tabla 6.1).

Por tanto, en general, la máxima extensión continua de un hábitat tiende a sobreestimarse ligeramente al usar sensores de resolución espacial más grosera. Teselas próximas que en escalas más detalladas aparecen separadas de la tesela de mayor tamaño quedan incorporadas a ésta al cartografiarse el paisaje con mayores tamaños del píxel.

6.3.2.4. Índice de división (ID)

Los valores del índice de división varían sólo ligeramente ante cambios en la resolución espacial (figuras 6.10f y 6.11f), y este índice es, junto con TMX, el más robusto de los considerados en este estudio (tabla 6.5).

Como tanto TMX como TMT se incrementan al aumentar el tamaño del píxel, el índice de división tiende a disminuir (tabla 6.6), según se deduce de la ecuación 2.5 (capítulo 2). La disminución de ID para resoluciones más groseras se da tanto en los datos Landsat-TM como en la comparación TM-WiFS o en las simulaciones CAM (tablas 6.1-6.4).

Ello quiere decir que el uso de datos espaciales con un mayor tamaño del píxel tiende a subestimar la fragmentación de los ecosistemas. A esta misma conclusión se llega considerando las tendencias de variación de los índices relacionados con la fragmentación analizados en los apartados anteriores (NT, TMT, LB, TMX).

El comportamiento relativamente estable de este índice con la resolución espacial y su fácil interpretación en términos ecológicos (al cuantificar la probabilidad de que dos animales asociados a un determinado hábitat puedan encontrarse en el territorio), hacen que ID presente ventajas claras sobre otros índices de fragmentación utilizados habitualmente, por lo que se espera y recomienda que el uso de este índice vaya siendo cada vez más habitual en los estudios del paisaje.

6.3.2.5. Índice de cohesión (IC)

El índice de cohesión disminuye en todos los casos al aumentar el tamaño del píxel, tanto en las simulaciones CAM, como en los datos Landsat-TM, como en la comparación de los datos de Landsat-TM e IRS-WiFS (tabla 6.6). Como se observa en la figura 6.17, las variaciones de IC son menores cuando la clase es abundante, ya que en esos casos IC se ve en general poco influido por las distintas características de los patrones espaciales (Gustafson 1998, Saura y Martínez-Millán 2000a). Por ello, los valores medios de sensibilidad de IC no son excesivamente grandes, especialmente en los datos Landsat-TM (tabla 6.5). Sin embargo, hay que tener en cuenta que las variaciones de IC con el tamaño del píxel son mayores cuando A_c es escasa, y que, si consideramos la relación obtenida por Schumaker (1996) entre los valores de IC y la tasa de éxito en la dispersión de las poblaciones animales (ecuación 2.10, capítulo 2), éstas variaciones pueden dar lugar a considerables diferencias en la facilidad de dispersión de las poblaciones estimada en una zona determinada. Por ejemplo, cuando $A_c=10\%$ en la zona 4 (en la que disponemos de datos coetáneos de los sensores Landsat-TM e IRS-WiFS), obtendríamos respectivamente $IC=0.911$ (30 metros de resolución espacial) e $IC=0.839$ (188 metros), lo cual llevaría a estimar una tasa de

éxito en la dispersión (DS) de $DS=0.510$ y $DS=0.254$ respectivamente. Por tanto, se ilustra claramente cómo sensores de distinta resolución espacial pueden arrojar, a través del índice de cohesión, estimaciones muy diferentes de la facilidad de dispersión de las poblaciones en el paisaje, que en este caso concreto se reduce a la mitad al utilizar IRS-WIFS como fuente de información en vez de Landsat-TM.

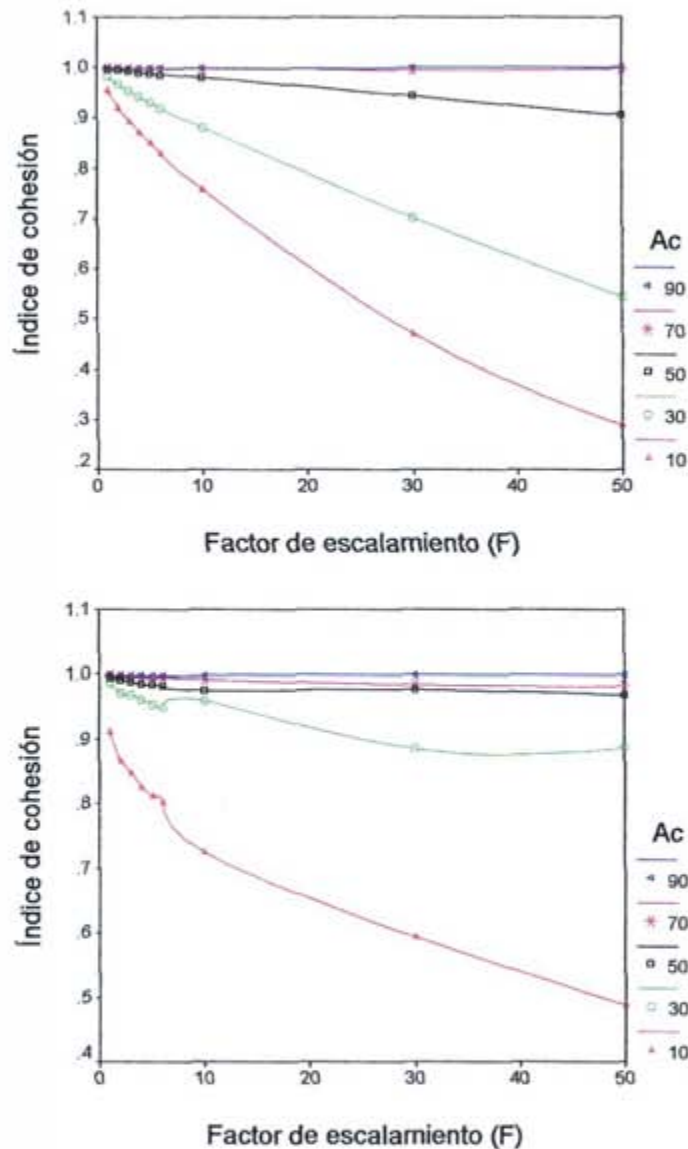


Figura 6.17. Variación del Índice de cohesión con el factor de escalamiento (aplicación de filtros modales de $F \times F$ píxeles) en las simulaciones CAM ($p=0.58$, arriba) y en los datos Landsat-TM (zona 4, abajo), para distintos casos de la abundancia de la clase (Ac).

Pero, dejando aparte la mayor o menor sensibilidad de este índice, lo que más sorprende es el comportamiento con la resolución espacial del índice de cohesión, opuesto al que presentan el resto de los índices de fragmentación analizados (NT, TMT, LB, TMX, ID). El índice de cohesión tiende a indicar mayor fragmentación al incrementarse el tamaño del píxel (como se acaba de mostrar en el ejemplo del párrafo anterior y en la figura 6.17), precisamente al contrario que los demás índices relacionados con este aspecto de los patrones espaciales. Este comportamiento aparentemente anómalo o contradictorio se debe a una deficiencia intrínseca del índice de cohesión, según se detalla en los siguientes párrafos.

Consideremos el ejemplo de la figura 6.18, en el que un mismo patrón, invariante con la resolución espacial, presenta exactamente la misma configuración espacial para distintos tamaños del píxel. En tales circunstancias todos los índices de configuración espacial presentan, como es lógico, el mismo valor en cada una de las tres imágenes de la figura 6.18, con la excepción precisamente del índice de cohesión. Éste se incrementa fuertemente al hacer más detallada la resolución espacial, a pesar de que realmente no se produzca ningún cambio en la configuración de los patrones del paisaje (figura 6.18). Esto demuestra que IC presenta una limitación intrínseca que le hace escasamente adecuado para comparar patrones con distinta resolución espacial. De hecho, cabe obtener valores arbitrariamente altos (próximos a 1) del índice de cohesión incrementando "artificialmente" la resolución de los datos espaciales originales (figura 6.18), mediante la aplicación por ejemplo de un remuestreo con asignación al vecino más próximo para un tamaño del píxel menor que el original.

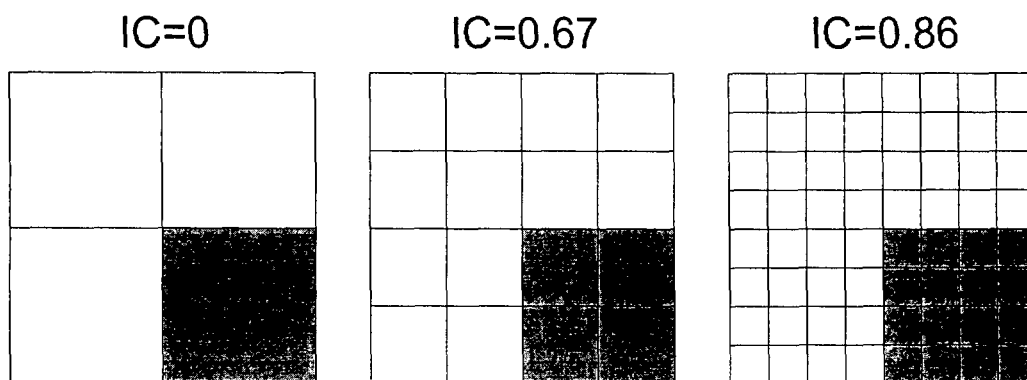


Figura 6.18. Tres patrones espaciales con la misma configuración espacial pero muestreados con distinta resolución espacial. Los valores del índice de cohesión (IC) se incrementan fuertemente al hacer más detallada la resolución espacial, a pesar de que no varía ni la configuración ni la composición espacial. El resto de los índices del paisaje presentan los mismos valores en cada uno de los tres patrones de la figura.

Esta debilidad del índice de cohesión, que se pone de manifiesto por primera vez en esta tesis, introduce una importante prevención acerca de su uso para cuantificar la

facilidad de dispersión de las poblaciones animales por los patrones del paisaje, objeto para el que fue desarrollado por Schumaker (1996).

6.3.2.6. Índice de forma medio (IFM)

El comportamiento del índice de forma medio es similar tanto en los datos CAM como en los derivados de las imágenes de satélite (figuras 6.10h y 6.11h). En general presenta un comportamiento irregular, sin una pauta claramente definida, aunque tiende a aumentar cuando F es grande (figura 6.19). En principio no parece evidente ninguna tendencia de escalamiento en concreto, que permita predecir el sentido de las variaciones del índice en un caso arbitrario.

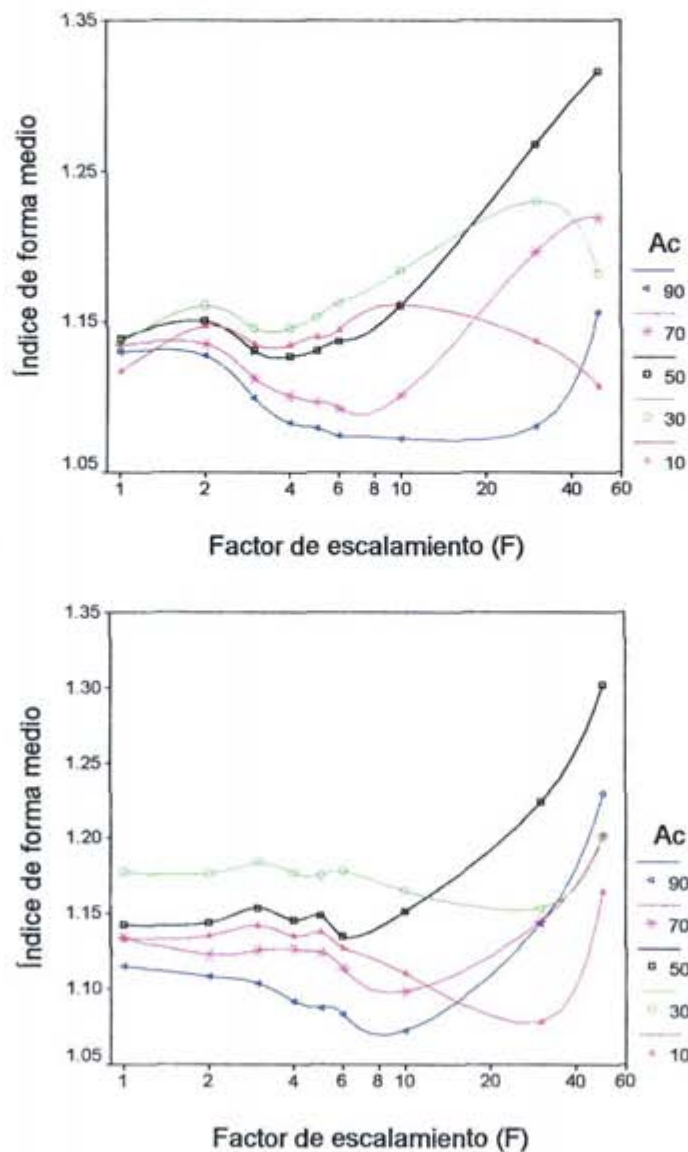


Figura 6.19. Variación del índice de forma medio con el factor de escalamiento (aplicación de filtros modales de $F \times F$ píxeles) en las simulaciones CAM ($p=0.58$, arriba) y en los datos Landsat-TM (zona 1, abajo), para distintos casos de la abundancia de la clase (A_c).

Considerando la sensibilidad media, existen diferencias entre las simulaciones CAM y las imágenes Landsat-TM, dado que, mientras que las primeras consideran que IFM es más sensible que IFP, de los datos Landsat-TM se desprende una menor sensibilidad de IFM. No obstante, si consideramos sólo los valores más altos de p en las simulaciones CAM, más realistas en este contexto ($p=0.59$), se observa también una menor sensibilidad del índice de forma medio. Como se muestra en la tabla 6.1, las variaciones de IFM en ese caso al incrementar 100 veces ($F=10$) el tamaño del píxel son como mucho de 0.04. También en la comparación directa de los datos TM-WiFS se observa esta relativamente baja sensibilidad de IFM con la resolución espacial (figura 6.11h).

6.3.2.7. Índice de forma ponderado (IFP)

Tanto en los datos CAM como en los Landsat-TM o en la comparación entre TM-WiFS se produce una clara disminución de los valores de IFP para tamaños del píxel mayores (tablas 6.1-4, figuras 6.10i y 6.11i), en coincidencia con los resultados obtenidos por Wu *et al.* (2000) con otros datos espaciales.

Las variaciones son mayores cuando la abundancia de la clase (A_c) está en torno al 50%, ya que es entonces cuando se producen las formas de mayor complejidad según el IFP, tanto en los datos CAM como en los derivados de las imágenes de satélite.

En definitiva, IFP es un índice bastante sensible a cambios en la resolución espacial. En realidad, los valores no excesivamente altos de la sensibilidad media (S_{MD} , tabla 6.5) de este índice se deben al efecto de promediar las variaciones en casos en los que IFP presenta variaciones de muy distinta magnitud; cuando A_c es o muy alto o muy bajo, lógicamente los valores del índice de forma son siempre próximos a la unidad, mientras que en otros casos (especialmente A_c próximo al 50%) IFP presenta una sensibilidad mucho mayor (tabla 6.4).

6.3.2.8. Dimensión fractal (DF)

La dimensión fractal es el índice más sensible de aquellos relacionados con la irregularidad o complejidad de las formas de las teselas (tabla 6.5).

EL comportamiento de DF al variar el tamaño del píxel es relativamente irregular, y no presenta una pauta consistente de variación (figuras 6.10j y 6.11j). El hecho de que este índice se estime a partir de técnicas de regresión, con las incertidumbres que pueden estar asociadas al cumplimiento de las hipótesis que permiten una adecuada estimación de los parámetros de la regresión, influye probablemente en esta relativa inconsistencia de los valores de DF. No obstante, sí se puede detectar una tendencia de disminución de DF para tamaños del píxel mayores cuando la abundancia de la

clase (A_c) es alta (en torno al 90%), la cual se da tanto en las simulaciones CAM como en los datos derivados de las imágenes de satélite (figuras 6.10j y 6.11j). En el caso de A_c baja, las variaciones de DF son generalmente menores, con una ligera tendencia a incrementarse para resoluciones más groseras (figuras 6.10j y 6.11j). Estos resultados son coherentes con los obtenidos por Benson y MacKenzie (1995), que midieron la DF de las masas de agua, que ocupaban en torno a un 12% del área total del territorio analizado, y detectaron que DF se incrementaba al usar sensores espaciales de resoluciones espaciales más groseras. Por otro lado, también Frohn *et al.* (1996) y Frohn (1998) detectaron un comportamiento irregular de la DF, que se incrementaba o disminuía con F dependiendo de la zona de estudio analizada.

7. CONCLUSIONES

7. CONCLUSIONES

1. El método de conglomerados aleatorios modificados proporciona resultados más realistas y generales que otros modelos del paisaje utilizados anteriormente, permitiendo generar una amplia variedad de patrones espaciales en los que es posible controlar detallada e independientemente los distintos factores que conforman los patrones del paisaje.

2. El comportamiento con la escala de los índices del paisaje puede variar ampliamente dependiendo de las características de los patrones considerados. La sensibilidad a la extensión espacial tiende a ser menor en los paisajes más fragmentados, ocurriendo lo contrario en el caso de la unidad mínima cartografiada y la resolución espacial.

3. Para comparar la fragmentación de patrones con distinta extensión espacial se recomienda el uso de la densidad de bordes, que resulta ser el índice más robusto a las variaciones de este componente de la escala.

4. Los índices relacionados con las formas de las teselas muestran, en general, una mayor sensibilidad a la escala que los índices de fragmentación.

5. El índice de forma medio es el más sensible tanto a la extensión espacial como a la unidad mínima cartografiada, por lo que se sugiere que no debería utilizarse en el futuro para cuantificar la irregularidad de las formas del paisaje. Por el contrario, el índice de forma ponderado muestra un comportamiento considerablemente estable ante variaciones en la unidad mínima cartografiada de los datos espaciales.

6. Al generar mapas a escalas menos detalladas (resoluciones espaciales groseras o grandes unidades mínimas cartografiadas) se reduce la representación superficial de las clases más escasas y fragmentadas mientras que, por el contrario, se incrementa la de las más abundantes, lo que se traduce en una subestimación de la diversidad del paisaje.

7. El número de teselas, el tamaño medio de tesela y la longitud de bordes son índices muy sensibles a cambios en la unidad mínima cartografiada y la resolución espacial, y resultan muy deficientes como indicadores de fragmentación cuando se comparan cartografías del paisaje con distintos niveles de detalle.

8. Las leyes potenciales, derivadas de la teoría de fractales, permiten describir adecuadamente la variación del número de teselas y la longitud de bordes al incrementarse tanto el tamaño del píxel como la unidad mínima cartografiada de los datos categóricos. Sin embargo, se requieren investigaciones adicionales que permitan determinar en cada caso el valor del exponente de dicha ley de escalamiento, mediante un modelo que relacione éste con las propias características espaciales de los patrones analizados.

9. La fragmentación de los ecosistemas se subestima en las cartografías elaboradas a escalas menos detalladas (resoluciones espaciales groseras y/o grandes unidades mínimas cartografiadas), y las extensiones continuas de hábitat tienden a sobreestimarse en ese caso.

10. El uso del índice de cohesión debe considerarse en adelante con cierta cautela, al ponerse de manifiesto que es posible obtener valores arbitrariamente altos del mismo disminuyendo artificialmente el tamaño del píxel mediante la aplicación de un remuestreo a resoluciones espaciales más detalladas.

11. El índice de división muestra un comportamiento muy estable ante variaciones en el tamaño del píxel o la unidad mínima cartografiada, lo cual, junto a su fácil y directa interpretación en términos ecológicos, lo hace adecuado y recomendable para comparar la fragmentación de datos del paisaje con distinto nivel de detalle.

12. Los filtros modales replican mejor que el remuestreo la configuración espacial de los datos categóricos derivados de sensores remotos con resoluciones espaciales más groseras, aunque, aplicados a las imágenes Landsat-TM, no permiten reproducir todo el grado de autocorrelación y estructura espacial presente en los datos IRS-WiFS. Para obtener resultados más precisos a este respecto se hace necesario el desarrollo de métodos de escalamiento específicos que consideren las particularidades del fenómeno de captación de la radiación por parte de los sensores remotos.

13. Las conclusiones sobre el comportamiento con la escala de los índices de configuración del paisaje obtenidas a partir de las simulaciones CAM quedan plenamente validadas mediante el análisis de los datos reales utilizados en la tesis. Cabe destacar, no obstante, que en el caso de la resolución espacial es necesario considerar los valores más altos de la probabilidad inicial p en las simulaciones CAM para obtener resultados coincidentes con los correspondientes a las imágenes de satélite.

14. En definitiva, se proporciona una descripción detallada del comportamiento con la escala de los índices de configuración del paisaje, posible por el análisis combinado de simulaciones CAM y datos reales. Los resultados obtenidos permiten conocer el efecto de la escala en la estimación de la fragmentación e irregularidad de las formas de los paisajes, y seleccionar aquellos índices más adecuados para la comparación de la configuración de datos espaciales con diferente extensión, resolución o unidad mínima cartografiada.

7. CONCLUSIONS

1. The modified random clusters method provides more general and realistic results than other commonly used landscape models, allowing to obtain a wide range of patterns in which spatial characteristics can be systematically and independently varied.

2. The scaling behavior of landscape configuration indices varies highly depending on the spatial characteristics of the analyzed patterns. Sensitivity to spatial extent decreases in highly fragmented patterns, while the reverse occurs with minimum mapping unit and spatial resolution.

3. Edge density is recommended for comparing the fragmentation of landscape patterns with different spatial extent, since this index is the most robust to changes in this component of scale.

4. Shape-related indices are, in general, more sensitive to scale than fragmentation ones.

5. Mean shape index is the most sensitive both to spatial extent and minimum mapping unit. Therefore, it should be avoided in further landscape studies. On the contrary, area weighted mean shape index is considerably robust to variations in minimum mapping unit of spatial data.

6. When a map is generated at coarser scales (broad spatial resolution or big minimum mapping unit), land cover classes that are sparse and fragmented are misrepresented, while the classes that occupy a big percent of landscape area tend to become more dominant, which implies underestimating landscape diversity.

7. Number of patches, mean patch size and edge length are very sensitive to changes in minimum mapping unit and spatial resolution, and they are quite poor fragmentation indicators when landscape patterns mapped with different degree of detail are to be compared.

8. Power laws, derived from fractals theory, adequately describe the variations of number of patches and edge length with pixel size and minimum mapping unit. However, further research is required to quantify the value of the exponent of these scaling laws, through a model that relates this exponent value to the spatial characteristics of the analyzed patterns.

9. Landscape fragmentation is underestimated at coarser scales (bigger minimum mapping unit or pixel size), and the continuous extension of habitat is overestimated in these cases.

10. Patch cohesion index should be used with care, since it is possible to obtain arbitrarily large values of this index if pixel size is decreased by resampling the pattern at more detailed spatial resolutions.

11. Landscape division index is very robust to changes in pixel size or minimum mapping unit, thus being clearly suitable for comparing the fragmentation of landscapes mapped with different degree of detail. The interest of this index is enhanced by its simple and direct interpretation in ecological terms.

12. Modal filters replicate more accurately than resampling the spatial configuration of categorical patterns derived from satellite sensors with coarser spatial resolutions. However, when applied to Landsat-TM data, they do not allow reproducing all the spatial structure and autocorrelation existing in actual IRS-WiFS patterns. To obtain more accurate results it is necessary to develop specific scaling algorithms considering the features of the radiation acquisition process that are relevant in this context.

13. The modified random clusters simulations yield conclusions about the scaling behavior of landscape configuration indices that coincide with those derived from the analysis of the real spatial data. However, in the case of spatial resolution it is necessary to consider the highest values of the initial probability p in the spatial simulations to obtain the same results than those corresponding to the satellite images.

14. In conclusion, this thesis provides a detailed description of the scaling behavior of landscape pattern configuration indices, thanks to the combined analysis of modified random clusters simulations and real spatial data. Obtained results clarify the effect of scale in estimated landscape fragmentation and shapes complexity, and allow selecting the most suitable indices for comparing landscape data with different spatial extent, resolution or minimum mapping unit.

8. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

8. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Andrén, H. 1994. Effects of habitat fragmentation on birds and mammals in landscapes with different proportions of suitable habitat: a review. *Oikos* 71: 355-366.

Aspinall, R. 1995. Redefining scale for digital geographic data. En: *Proceedings of EUROCATO XIII*, (eds. S. Folving, A. Burrill y J. Meyer-Roux), 2-4 october 1995, Ispra (Italia). pp 69-79.

Benson, B.J. y M.D. MacKenzie. 1995. Effects of sensor spatial resolution on landscape structure parameters. *Landscape Ecology* 10: 13-120.

Bian, L. y R. Butler. 1999. Comparing effects of aggregation methods on statistical and spatial properties of simulated spatial data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 65: 73-84.

Booth, D.J. y R.B. Oldfield. 1989. A comparison of classification algorithms in terms of speed and accuracy after the application of a post-classification modal filter. *International Journal of Remote Sensing* 10: 1271-1276.

Breaker, L.C. 1990. Estimating and removing sensor-induced correlation from Advanced Very High Resolution Radiometer satellite data. *Journal of Geophysical Research* 95: 9701-9711.

Bunde, A. y S. Havlin. 1991. Percolation I. En: *Fractals and Disordered Systems* (eds. A. Bunde y S. Havlin). Springer-Verlag. New York (EE.UU.). pp. 51-95.

Cain, D.H., K. Riitters y K. Orvis. 1997. A multi-scale analysis of landscape statistics. *Landscape Ecology* 12: 199-212.

Campbell, J.B. 1981. Spatial correlation effects upon accuracy of supervised classification of land cover. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 47: 255-363.

Carlson, T.N. y D.A. Ripley. 1992. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *International Journal of Remote Sensing* 62: 241-252.

Cao, C y N.S. Lam. 1997. Understanding the scale and resolution effects in remote sensing and GIS. En: *Scale in Remote Sensing and GIS* (eds. D.A. Quattrochi y M.F. Goodchild). CRC Press-Lewis Publishers. Boca Raton, Florida (EE.UU.). pp. 57-72.

Comission of the European Communities. 1993. *CORINE Land Cover: guide technique*. Report EUR 12585EN. Office for Publications of the European Communities. Luxembourg.

Cracknell, A.P. 1998. Synergy in remote sensing-what's in a pixel? *International Journal of Remote Sensing* 19: 2025-2047.

Cross, A.M., J.J. Settle, N.A. Drake, y R.T.M. Paivinen. 1991. Subpixel measurement of tropical forest cover using AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* 12: 1119-1129.

Chuvieco, E. 1996. *Fundamentos de teledetección espacial*. 3ª edición. Ed. Rialp. Madrid (España).

Chuvieco, E. 1999. Measuring changes in landscape pattern from satellite images: short-term effects of fire on spatial diversity. *International Journal of Remote Sensing*, 20: 2331-2346.

Dale, H.V., H. Offerman, R. Frohn, y R.H. Gardner. 1995. Landscape characterization and biodiversity research. En: *Measuring and monitoring biodiversity in tropical and temperate forests, proceedings of a IUFRO Symposium* (eds. T.J. Boyle y B. Boontawe). Chiang Mai (Tailandia). pp. 47-65.

Davis, J.C. 1986. *Statistics and data analysis in geology*. 2ª edición. John Wiley and Sons. Nueva York (EE.UU.).

Davis, W.A. y F.G. Peet. 1977. A method of smoothing digital thematic maps. *Remote Sensing of Environment* 6: 45-49.

Deutsch, C.V. y A. G. Journel. 1992. *GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide*. Oxford University Press (Reino Unido).

Dillworth, M.E., J.E. Whistler, y J.W. Merchant. 1994. Measuring landscape structure using geographic and geometric windows. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 60: 1215-1224.

Dymond, J.R., Stephens, P.R., Newsome, P.F. y Wilde, R.H. 1992. Percent vegetation cover of a degrading rangeland from SPOT. *International Journal of Remote Sensing*, 13: 1999-2007.

Fahrig, L. y G. Merriam. 1985. Habitat patch connectivity and population survival. *Ecology* 66: 1762-1768.

Feder, J. 1988. *Fractals*. Plenum Press. New York (EE.UU.).

Forman, R.T.T. y M. Godron. 1986. *Landscape ecology*. John Wiley & Sons. Canada.

Forman, R.T.T. 1995. *Land mosaics: the ecology of landscapes and regions*. Cambridge University Press. United Kingdom.

Frohn, R.C., K.C. McGwire, V.H. Dale, y J.E. ESTES. 1996. Using satellite remote sensing analysis to evaluate a socio-economic and ecological model of deforestation in Rondônia, Brazil. *International Journal of Remote Sensing* 17: 3233-3255.

- Frohn, R.C. 1998. *Remote sensing for landscape ecology: new metric indicators for monitoring, modeling and assessment of ecosystems*. CRC-Lewis Publishers. Boca Raton, Florida (EE.UU.).
- Fuller, R. y N. Brown. 1996. A CORINE map of Great Britain by automated means: techniques for automatic generalization of the Land Cover Map of Great Britain. *International Journal of Geographical Information Systems* 10: 937-953.
- Gardner, R.H., B.T. Milne, M.G. Turner, y R.V. O'Neill. 1987. Neutral models for the analysis of broad-scale landscape patterns. *Landscape Ecology* 1: 19-28.
- Gardner, R.H., R.V. O'Neill, M.G. Turner, y V.H. Dale. 1989. Quantifying scale-dependent effects of animal movement with simple percolation models. *Landscape Ecology* 3: 217-227.
- Gardner, R.H., M.G. Turner, R.V. O'Neill, y S. Lavorel. 1991. Simulation of the scale-dependent effects of landscape boundaries on species persistence and dispersal. En: *Ecotones, The Role of Landscape Boundaries in the Management and Restoration of Changing Environments* (eds. M.M. Holland, P.G. Risser y R.J. Naiman). Chapman and Hall. Londres (Reino Unido). pp. 76-89.
- Gardner, R.H. y R.V. O'Neill. 1991. Pattern, process and predictability: the use of neutral models for landscape analysis. En: *Quantitative methods in landscape ecology*, (eds. M.G. Turner y R.H. Gardner). Springer-Verlag. New York (EE.UU.). pp. 289-309.
- Goodchild, D.A. y M.F. Quattrochi. 1997. Scale, multiscaling, remote sensing and GIS. En: *Scale in Remote Sensing and GIS* (eds. D.A. Quattrochi y M.F. Goodchild). CRC Press-Lewis Publishers. Boca Raton, Florida (EE.UU.). pp. 1-11.
- Gotway, C.A. y B.M. Rutherford. 1996. The components of geostatistical simulation. En: *Proceedings of the Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences, Second International Symposium* (eds. H.T. Mowrer, R.L. Czaplewski y R.H. Hamce). US Department of Agriculture. Fort Collins, Colorado (EE.UU.). pp. 30-38.
- Green, D. G. 1994. Simulation studies of connectivity and complexity in landscapes and ecosystems. *Pacific Conservation Biology* 3: 194-200.
- Griffiths, G.H., J. Lee y B.C. Eversham. 2000. Landscape pattern and species richness; regional scale analysis from remote sensing. *International Journal of Remote Sensing* 21: 2685-2704.
- Gulinck, H., O. Walpot y P. Janssens. 1993. Landscape structural analysis of central Belgium using SPOT data. En: *Landscape ecology and geographic information systems* (eds. R. Haynes-Young, D.R. Green y S. Cousins). Taylor & Francis. Londres (Reino Unido). pp. 129-140.

- Gustafson, E.J. y G.P. Parker. 1992. Relationships between landcover proportion and indices of landscape spatial pattern. *Landscape Ecology* 7: 101-110.
- Gustafson, E.J. y R.H. Gardner. 1996. The effect of landscape heterogeneity on the probability of patch colonization. *Ecology* 77: 94-107.
- Gustafson, E.J. 1998. Quantifying landscape spatial pattern: what is the state of the art? *Ecosystems* 1: 143-156.
- Guzmán, M., M.A. Martín, M. Morán, y M. Reyes. 1993. *Estructuras fractales y sus aplicaciones*. Ed. Labor. Barcelona (España).
- Haines-Young, R. y M. Chopping. 1996. Quantifying landscape structure: a review of landscape indices and their application to forested landscapes. *Progress in Physical Geography* 20: 418-445.
- Hargis, C.D., J.A. Bissonette y J.L. David. 1998. The behaviour of landscape metrics commonly used in the study of habitat fragmentation. *Landscape Ecology* 13: 167-186.
- Harris, L.D. 1984. *The Fragmented Forest. Island biogeography theory and the preservation of biotic diversity*. University of Chicago Press (EE.UU.).
- Harrison, A.R. y R. Dunn. 1993. Problems of sampling the landscape. En: *Landscape ecology and geographic information systems* (eds. R. Haynes-Young, D.R. Green y S. Cousins). Taylor & Francis. Londres (Reino Unido). pp 101-110.
- Hearn, D. y M.P. Baker. 1997. *Computer graphics*. 2ª edición. Prentice Hall. New Jersey (EE.UU.).
- Hlavka, C.A. y G.P. Livingston. 1997. Statistical models of fragmented land cover and the effect of coarse spatial resolution on the estimation of area with satellite sensor imagery. *International Journal of Remote Sensing* 18: 2253-2259.
- Homer, C.G., R.D. Ramsey, T.C. Edwards y A. Falconer. 1997. Landscape cover-type modeling using a multi-scene thematic mapper mosaic. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 63: 59-67.
- Huang, K.Y. y P.W. Mausel. 1993. Spatial postprocessing of spectrally classified video images by a piecewise linear classifier. *International Journal of Remote Sensing* 14: 2563-2573.
- Hulshoff, R.M. 1995. Landscape indices describing a Dutch landscape. *Landscape Ecology* 10: 101-111.
- Hunsaker, C.T., R.V. O'Neill, B.L. Jackson, S.P. Timmins, D.A. Levine y D.J. Norton. 1994. Sampling to characterize landscape pattern. *Landscape Ecology* 9: 207-226.

Imbernon, J. y A. Branthomme. 2001. Characterization of landscape patterns of deforestation in tropical rain forests. *International Journal of Remote Sensing* 22: 1753-1765.

Iverson, L.R. 1988. Land-use changes in Illinois, USA: The influence of landscape attributes on current and historic land use. *Landscape Ecology* 2: 45-61.

Jaeger, J.A.G. 2000. Landscape division, splitting index, and effective mesh size: new measures of landscape fragmentation. *Landscape Ecology* 15: 115-130.

Jähne, B. 1997. *Digital image processing. Concepts, algorithms and scientific applications*. Cuarta edición. Springer-Verlag. Berlin (Alemania).

Jeanjean, H. y F. Achard. 1997. A new approach for tropical area monitoring using multiple spatial resolution satellite sensor imagery. *International Journal of Remote Sensing* 18: 2455-2461.

Jones, K.B., A.C. Neale, M.S. Nash, R.D. Van Remortel, J.D. Wickham, K.H. Riitters, R.V. O'Neill. 2001. Predicting nutrient and sediment loadings to streams from landscape metrics: a multiple watershed study from the United States Mid-Atlantic Region. *Landscape Ecology* 16: 301-312.

Justice, C.O., B.L. Markham, J.R.G. Townshend y R.L. Kennard, R.L. 1989. Spatial degradation of satellite data. *International Journal of Remote Sensing* 10: 1539-1561.

Kareiva, P. y Wennergren, U. 1995. Connecting landscape patterns to ecosystem and population processes. *Nature* 373: 299-302.

Korčák, J. 1938. Deux types fondamentaux de distribution statistique. *Bulletin de l'Institut International de Statistique*, 3: 295-299.

Korvin, G. 1992. *Fractal models in the earth sciences*. Elsevier Science Publishers. Amsterdam (Holanda).

Krummel, J.R., R.H. Gardner, G. Sugihara, R.V. O'Neill, y P.R. Coleman. 1987. Landscape patterns in a disturbed environment. *Oikos* 48: 321-324.

LaGro, J. 1991. Assessing patch shape in landscape mosaics. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 57: 285-293.

Lam, N.S. 1990. Description and measurement of Landsat TM images using fractals. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 56: 187-195.

Lam, N.S. y D.A. Quattrochi. 1992. On the issues of scale, resolution, and fractal analysis in the mapping sciences. *Professional Geographer* 44: 88-98.

Lavorel, S., R.V. O'Neill y R.H. Gardner. 1994. Spatio-temporal dispersal strategies and annual plant species coexistence in a structured landscape. *Oikos* 71: 75-88.

Lavorel, S., R.H. Gardner y R.V. O'Neill. 1995. Dispersal of annual plants in hierarchically structured landscapes. *Landscape Ecology* 10: 277-289.

Leduc, A., Y.T. Prairie y Y. Bergeron. 1994. Fractal dimension estimates of a fragmented landscape: sources of variability. *Landscape Ecology* 9: 279-286.

Li, H. y J.F. Reynolds. 1993. A new contagion index to quantify spatial patterns of landscapes. *Landscape Ecology* 8: 155-162.

Li, H., J.F. Franklin, F.J. Swanson y T.A. Spies. 1993. Developing alternative forest cutting patterns: a simulation approach. *Landscape Ecology* 8: 63-75.

Li, H. y J.F. Reynolds. 1994. A simulation experiment to quantify spatial heterogeneity in categorical maps. *Ecology* 75: 2446-2455.

Li, H. y J.F. Reynolds. 1997. Modeling effects of spatial pattern, drought and grazing on rates of rangeland degradation: a combined markov and cellular automaton approach. En: *Scale in Remote Sensing and GIS* (eds. D.A. Quattrochi y M.F. Goodchild). CRC Press-Lewis Publishers. Boca Raton, Florida (EE.UU.). pp. 211-230.

Lillesand, T.M. y R.W. Kiefer. 1994. *Remote sensing and image interpretation*. 3ª edición. John Wiley & Sons. Nueva York (EE.UU.).

Luque, S.L., R.G. Lathrop y J.A. Bognar. 1994. Temporal and spatial changes in an area of the New Jersey Pine Barrens landscape. *Landscape Ecology* 9: 287-300.

Luque, S.S. 2000. The challenge to manage the biological integrity of nature reserves: a landscape ecology perspective. *International Journal of Remote Sensing* 21: 2613-2643.

Mandelbrot, B.B. 1983. *The fractal geometry of nature*. W.H. Freeman. Nueva York (EE.UU.)

McGarigal, K. y Marks, B.J. 1995. *FRAGSTATS: spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure*. USDA Forest Services General Technical Report PNW-GTR-351. EE.UU..

Milne, B.T., 1988, Measuring the Fractal Geometry of Landscapes. *Applied Mathematics and Computation* 27: 67-79.

Milne, B.T. y W.B. Cohen. 1999. Multiscale assessment of binary and continuous landcover variables for MODIS validation, mapping, and modeling applications. *Remote Sensing of Environment* 70: 82-98.

Ministerio de Obras Públicas y Transportes. 1993. *Guía para la elaboración de estudios del medio físico*. Monografías de la Secretaría de Estado para las Políticas del Agua y Medio Ambiente. Ministerio de Obras Públicas y Transportes. Madrid (España).

Moloney, K.A. y S.A. Levin. 1996. The effects of disturbance architecture on landscape-level population dynamics. *Ecology* 77: 375-394.

Myers, D.E. 1996. Choosing and using simulation algorithms. En: *Proceedings of the Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences, Second International Symposium*. pp. 23-29. (eds. H.T. Mowrer, R.L. Czaplewski y R.H. Hamce). US Department of Agriculture, Fort Collins, Colorado (EE.UU.). pp. 23-39.

Nikora, V.I., C.P. Pearson y U. Shankar. 1999. Scaling properties in landscape patterns: New Zealand experience. *Landscape Ecology* 14: 17-33.

NRSA. 1995. IRS-1C data user's handbook. Indian National Remote Sensing Society. Hyderabad (India).

Olsen, E.R., R.D Ramsey, y D.S. Winn. 1993. A modified fractal dimension as a measure of landscape diversity. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 59: 1517-1520.

O'Neill, R.V., J.R. Krummel, R.H. Gardner, G. Sugihara, B. Jackson, D.J. DeAngelis, B.T. Milne, M.G. Turner, B. Zygmunt, S.W. Christensen, V.H. Dale, y R.L. Graham. 1988a. Indices of landscape pattern. *Landscape Ecology* 1: 153-162.

O'Neill, R.V., B.T. Milne, M.G. Turner, y R.H. Gardner. 1988b. Resource utilization scales and landscape pattern. *Landscape Ecology* 2: 63-69.

O'Neill, R.V., R.H. Gardner y M.G. Turner. 1992. A hierarchical neutral model for landscape analysis. *Landscape Ecology* 7: 55-61.

O'Neill, R.V., C.T. Hunsaker, S.P. Timmins, B.L. Jackson, K.B. Jones, K.H. Riitters, y J.D. Wickham. 1996. Scale problems in reporting landscape pattern at the regional level. *Landscape Ecology* 11: 169-180.

Palmer, M.W. 1992. The coexistence of species in fractal landscapes. *The American Naturalist* 139: 375-397.

Palmer, M.A., M.S. Christopher, K. Nelson, P. Silver, y R. Alvestad. 2000. Streambed landscapes: evidence that stream invertebrates respond to the type and spatial arrangement of patches. *Landscape Ecology* 15: 563-576.

Pastor, J. y M. Broschart. 1990. The spatial pattern of a northern conifer-hardwood landscape. *Landscape Ecology* 4: 55-68.

Peralta, P. y P. Mather. 2000. An analysis of deforestation patterns in the extractive reserves of Acre, Amazonia from satellite imagery: a landscape ecological approach. *International Journal of Remote Sensing* 21: 2555-2570.

Plotnick, R.E., R.H. Gardner, y R.V. O'Neill. 1993. Lacunarity indices as measures of landscape texture. *Landscape Ecology* 8: 201-211.

Polidori, L. 1994. Fractal-based evaluation of relief mapping techniques. En: *Fractals in Geoscience and Remote Sensing* (eds. G.G. Wilkinson, I. Kanellopoulos y J. Mégier). Proceedings of a Joint JRC/EARSeL Expert Meeting. Image Understanding Research Series Vol. 1. Report EUR 16092 EN. Ispra (Italia). pp. 277-297.

Purevdorj, T., R. Tateishi, T. Ishiyama, y Y. Honda. 1998. Relationships between present vegetation cover and vegetation indices. *International Journal of Remote Sensing* 19: 3519-3535.

Qi, Y. y J. Wu. 1996. Effects of changing spatial resolution on the results of landscape patterns analysis using spatial autocorrelation indices. *Landscape Ecology* 11: 39-49.

Richards, J.A. 1993. *Remote sensing digital image analysis: an introduction*. (Berlin (Germany): Springer Verlag).

Riitters, K.H., R.V. O'Neill, R.V., C.T. Hunsaker, J.D. Wickham, D.H. Yankee, S.P. Timmins, K.B. Jones y B.L. Jackson. 1995. A factor analysis of landscape pattern and structure metrics. *Landscape Ecology* 10: 23-29.

Sachs, D.L., P. Sollins, y W.B. Cohen. 1998. Detecting landscape changes in the interior of British Columbia from 1975 to 1992 using satellite imagery. *Canadian Journal of Forest Research* 28: 23-36.

Saupe, D. 1988. Algorithms for random fractals. En: *The science of fractal images*. (eds. H. Petigen y D. Saupe). Springer. New York (EE.UU.). pp 71-113.

Saura, S. 1998. *Simulación de mapas temáticos mediante conglomerados aleatorios*. Proyecto fin de carrera. Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Montes. Universidad Politécnica de Madrid (España).

Saura, S. y J. Martínez-Millán. 2000a. Landscape patterns simulation with a modified random clusters method. *Landscape Ecology* 15: 661-678.

Saura, S. y J. Martínez-Millán. 2000b. Un método estocástico para la simulación de la estructura espacial de la cartografía temática. En: *Actas del XII Congreso Internacional de Ingeniería Gráfica*, 31 mayo-2 junio, Valladolid (España). Actas publicadas en CD-ROM.

Saura, S. y J. Martínez-Millán J. 2001. Sensitivity of landscape pattern metrics to map spatial extent. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 67: 1027-1036.

Saura, S. y J. San-Miguel-Ayanz. 2001. Cartografía de zonas forestales en España mediante imágenes IRS-WiFS y árboles de clasificación. En: *Teledetección: medio ambiente y cambio global* (eds. J.I. Rosell y J.A. Martínez-Casasnovas). Actas del IX Congreso Nacional de Teledetección, 19 a 21 de septiembre de 2001, Lérida (España). pp. 151-154.

Saura, S. 2002. Effects of minimum mapping unit on land cover data spatial configuration and composition. *International Journal of Remote Sensing* (aceptado para publicación, en prensa).

Saura, S. y J. San-Miguel-Ayanz. 2002. Forest cover mapping in central Spain with IRS-WiFS images and multiextent textural-contextual measures. *International Journal of Remote Sensing* (aceptado para publicación, en prensa).

Schuft, M.J., T.J. Moser, P.J. Wigington, D.L. Stevens, L.S. McAllister, S.S. Chapman y T.L. Ernst. 1999. Development of landscape metrics for characterizing riparian-stream networks. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 65: 1157-1167.

Schumaker, N.H. 1996. Using landscape indices to predict habitat connectivity. *Ecology* 77: 1210-1225.

Shannon, C.E. y W. Weaver. 1962. *The mathematical theory of communication*. University of Illinois Press. Urbana (EE.UU.).

Simpson, E.H. 1949. Measurement of diversity. *Nature* 163: 688.

Srivastava, R.M. 1996. An overview of stochastic spatial simulation. En: *Proceedings of the Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences, Second International Symposium* (eds. H.T. Mowrer, R.L. Czaplewski y R.H. Hamce). US Department of Agriculture. Fort Collins, Colorado (EE.UU.). pp. 13-22.

Stauffer, D. 1985. *Introduction to Percolation Theory*. Taylor and Francis. Londres (Reino Unido).

Tischendorf, L. 2001. Can landscape indices predict ecological processes consistently? *Landscape Ecology* 16: 235-254.

Thomas, I.L. 1980. Spatial postprocessing of spectrally classified Landsat data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 46: 1201-1206.

Townsend, F.E. 1986. The enhancement of computer classifications by logical smoothing. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52: 213-221.

- Traub, B. 1997. *Methoden zur quantitativen Charakterisierung von Waldflächenstrukturen*. Ph. D. Dissertation. Mitteilungen der Abteilung für Forstliche Biometrie 97-1. Freiburg (Alemania).
- Turner, M.G. y C.L. Ruscher. 1988. Changes in landscape patterns in Georgia, USA. *Landscape Ecology* 1: 241-151.
- Turner, M.G., R. Costanza y F.H. Sklar. 1989a. Methods to evaluate the performance of spatial simulation models. *Ecological Modelling* 48: 1-18.
- Turner, M.G., R.V. O'Neill, R.H. Gardner y B.T. Milne. 1989b. Effects of changing spatial scale on the analysis of landscape pattern. *Landscape Ecology* 3: 153-162.
- Turner, M.G. 1990. Landscape changes in nine rural counties in Georgia. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 56: 379-386.
- Turner, M.G., R.H. Gardner y R.V. O'Neill. 1991. Potential responses of landscape boundaries to global environmental change. En: *Ecotones, The Role of Landscape Boundaries in the Management and Restoration of Changing Environments* (eds. M.M. Holland, P.G. Risser y R.J. Naiman). Chapman and Hall. Londres (Reino Unido). pp. 52-75.
- Turner, M.G. y W.H. Romme. 1994. Landscape dynamics in crown fire ecosystems. *Landscape Ecology* 9: 59-77.
- VanDorp, D. y P. Opdam. 1987. Effects of patch size, isolation and regional abundance on forest bird communities. *Landscape Ecology* 1: 59-73.
- Wang, K. y E. Kim. 1996. Adaptive majority filtering for contextual classification of remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing* 17: 1083-1087.
- Wear, D.N., M.G. Turner y R.J. Naiman. 1998. Land cover along an urban-rural gradient: implications for water quality. *Ecological Applications* 8: 619-630.
- Wickham, J.D. y K.H. Riitters. 1995. Sensitivity of landscape metrics to pixel size. *International Journal of Remote Sensing* 16: 3585-3594.
- Wickham, J.D., R.V. O'Neill, K.H. Riitters, T.G. Wade, y K.B. Jones. 1997. Sensitivity of selected landscape pattern metrics to land-cover misclassification and differences in land-cover composition. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 63: 397-402.
- Wiens, J.A., R.L. Schooley, y R.D. Weeks. 1997. Patchy landscapes and animal movements: do beetles percolate?. *Oikos* 78: 257-264.

- Wilcox, B.A. y D.D. Murphy. 1985. Conservation strategy: the effects of fragmentation on extinction. *American Naturalist* 125: 879-887.
- Wilson, J.D. 1992. A comparison of procedures for classifying remotely-sensed data using simulated data sets. *International Journal of Remote Sensing* 13: 365-386.
- With, K.A. y T.O. Crist. 1995. Critical thresholds in species responses to landscape structure. *Ecology* 76: 2446-2459.
- With, K.A. 1997. The application of neutral landscape models in conservation biology. *Conservation Biology* 11: 1069-1080.
- With, K.A. and A.W. King. 1997. The use and misuse of neutral landscape models in ecology. *Oikos* 79: 219-229.
- With, K.A., R.H. Gardner, y M.G. Turner. 1997. Landscape connectivity and population distributions in heterogeneous environments. *Oikos* 78: 151-169.
- Wittich, K.P. y O. Hansing. 1995. Area-averaged vegetative cover fraction estimated from satellite data. *International Journal of Biometeorology* 38: 209-215.
- Woodcock, C.E. y A.H. Strahler. 1988. The use of variograms in remote sensing: I. Scene models and simulated images. *Remote Sensing of Environment* 25: 323-348.
- Wu, J. y Y. Qi. 2000. Dealing with scale in landscape analysis: an overview. *Geographic Information Sciences* 6: 1-5.
- Wu, J., D.E. Jelinski, M. Luck, y P.T. Tueller. 2000. Multiscale analysis of landscape heterogeneity: scale variance and pattern metrics. *Geographic Information Sciences* 6: 6-19.
- Ziff, R.M. 1986. Test of scaling exponents for percolating cluster perimeters. *Phys. Rev. Lett.* 65: 545-548.
- Zöhrer, F. 1978. *On the precision of dot grid estimates*. Resource Inventory Notes. BLM 12. USDI, Bureau of Land Management, D 340. Denver, Colorado (EE.UU.).

ANEXO A. EL PROGRAMA INFORMÁTICO SIMMAP

ANEXO A. EL PROGRAMA INFORMÁTICO SIMMAP

Todos los algoritmos necesarios para la simulación de los patrones temáticos mediante el método CAM han sido implementados en un programa informático específico propio, SIMMAP 2.0, con el que se han generado todas las simulaciones espaciales utilizadas en esta tesis. SIMMAP incorpora también los algoritmos necesarios para el cálculo de los índices espaciales sobre las imágenes simuladas. SIMMAP 2.0 ha sido programado en C++ Builder, consta de unas 3300 líneas de código, y funciona en un entorno PC-Windows (figura A.1). Como se destacó anteriormente (apartado 3.2.3), los tiempos requeridos para producir una simulación son importantes para evaluar las prestaciones de un método de simulación. SIMMAP 2.0 requiere muy poco esfuerzo computacional para generar una simulación CAM; en un PC estándar a 333 MHz, los tiempos por simulación son de menos de un segundo para imágenes de 200x200 píxeles y en torno a dos segundos para patrones de 400x400 píxeles.

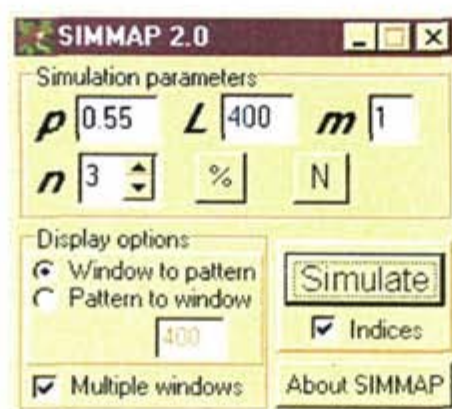


Figura A.1. Aspecto del panel principal del programa SIMMAP 2.0, en el que se especifican y controlan los parámetros de simulación y otras opciones relacionadas con la visualización de las simulaciones y el cálculo de los índices del paisaje.

En diciembre de 2000 SIMMAP quedó implementado en su versión actual, que se consideró ya completa y adecuada para ser manejada por terceras personas, decidiéndose entonces la distribución gratuita para uso no comercial de este programa informático. Desde entonces se ha distribuido a unas 150 personas pertenecientes a universidades, centros de investigación, y empresas de diversos países del mundo que solicitaron expresamente una copia del mismo. Precisamente para facilitar su difusión internacional, tanto el programa SIMMAP como el manual de usuario han sido desarrollados en inglés.

Las características y funcionamiento de SIMMAP 2.0 se describen en el manual de usuario adjunto en las páginas siguientes de este anexo. Se incluye una copia literal

del manual, conservando tanto el idioma como el tipo de letra y presentación de la versión distribuida con SIMMAP. Parte del contenido de este manual repite, de manera simplificada, lo descrito en el capítulo 3 de esta tesis, aunque otras secciones hacen referencia a cuestiones más específicas de la operativa y funcionamiento del programa SIMMAP. Este manual no pretende ser un documento de tipo científico en el que se describan los fundamentos del método de simulación mediante conglomerados aleatorios modificados, sino que incluye simplemente los contenidos necesarios para la comprensión y manejo adecuado del programa SIMMAP 2.0, así como de los índices espaciales calculados por éste.

En el CD-ROM adjunto en la contraportada de esta tesis se incluyen los archivos necesarios para el sencillo proceso de instalación de SIMMAP 2.0 en un PC con entorno Windows.

SIMMAP 2.0
Landscape categorical spatial patterns
simulation software

USER'S MANUAL

(February 2001)

by

Santiago Saura Martínez de Toda

*E.T.S. Ingenieros Industriales
Universidad de Castilla-La Mancha
Campus Universitario s/n
13071 Ciudad Real
Spain*

E-mail:

sfsaura@ind-cr.uclm.es

ssauramt@wanadoo.es

INDEX

1. About SIMMAP	162
2. System and display requirements	163
3. Simulation parameters	163
4. Display and save options	173
5. Spatial pattern indices	175
6. Limitations and known errors	182

1. About SIMMAP

SIMMAP is the result of implementing the modified random clusters (MRC hereafter) simulation method. This method provides more general and realist results than other commonly used landscape models, as has been described in the paper by Saura and Martínez-Millán (2000), which is referenced below. The MRC method generates categorical (thematic) landscape spatial patterns in raster format (grid-based data).

SIMMAP is distributed without charge for non-commercial use. Users are asked to provide the author a description about the applications for which SIMMAP is used. Also, this software and the following two references should be cited in any document or work in which SIMMAP is employed:

Saura, S. and J. Martínez-Millán. 2000. Landscape patterns simulation with a modified random clusters method. *Landscape Ecology* 15 (7): 661-678.

Saura, S. 1998. Simulación de mapas temáticos mediante conglomerados aleatorios. Proyecto fin de carrera. Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Montes. Universidad Politécnica de Madrid. Madrid, Spain.

The objective of this manual is to briefly describe how to use SIMMAP. The necessary information for understanding the effects of the simulation parameters on the MRC patterns is provided. Also, a concise description of the landscape pattern configuration indices that are used to quantify the spatial characteristics of the simulated patterns is given. Further details about the MRC method and its results can be found in the paper by Saura and Martínez-Millán (2000), and are out of the scope of this document.

SIMMAP simulations are very low computational time consuming. In a standard PC at 333 MHz, typical computational times are less than one second for 200x200 pixels patterns, around 2 seconds for 400x400 images, and around 4 seconds for 800x800 pixels landscapes.

SIMMAP patterns may be used for many purposes in different fields such as landscape ecology, remote sensing, spatial statistics, simulation and computer graphics, etc. The author hopes that this software is useful for your particular application, and looks forward to hear about it.

SIMMAP is provided “as-is”, without warranty of any kind. The user assumes all the responsibility for the accuracy and suitability of this program for a specific application.

2. System and display requirements

SIMMAP runs on a PC-Windows environment (Windows 95 or newer). It can be used in any standard PC with at least 16 MB of RAM memory. More RAM memory is recommended if big patterns with big patches are to be generated.

SIMMAP will be better displayed in screens of 800x600 pixels or more. In smaller screens (e.g. 640x480) you may have problems to simultaneously see all the SIMMAP windows. You can adjust the display size in *Windows->Control Panel->Display->Settings*, fixing the *Desktop area* to 800x600 pixels or more.

Also, for an adequate colours display, the colour palette in your computer should be set to 16 million colours (or more). If the icon in the upper left corner of SIMMAP windows is not shown in brown and green colours, then you need to change the number of colours in your palette (you are probably working with only 256 colours). You can change it in *Windows->Control Panel->Display->Settings*, fixing the *Colour palette* to 16 million colours (true colour, 16 bits) or more.

SIMMAP has been designed to run with small fonts (96 dpi). Big fonts (120 dpi) will also work fine. Other font sizes out of this range (96-120 dpi) have not been tested, but they are very rarely used. You may fix the font sizes in your computer in *Windows->Control Panel->Display->Settings->Font Size*.

3. Simulation parameters

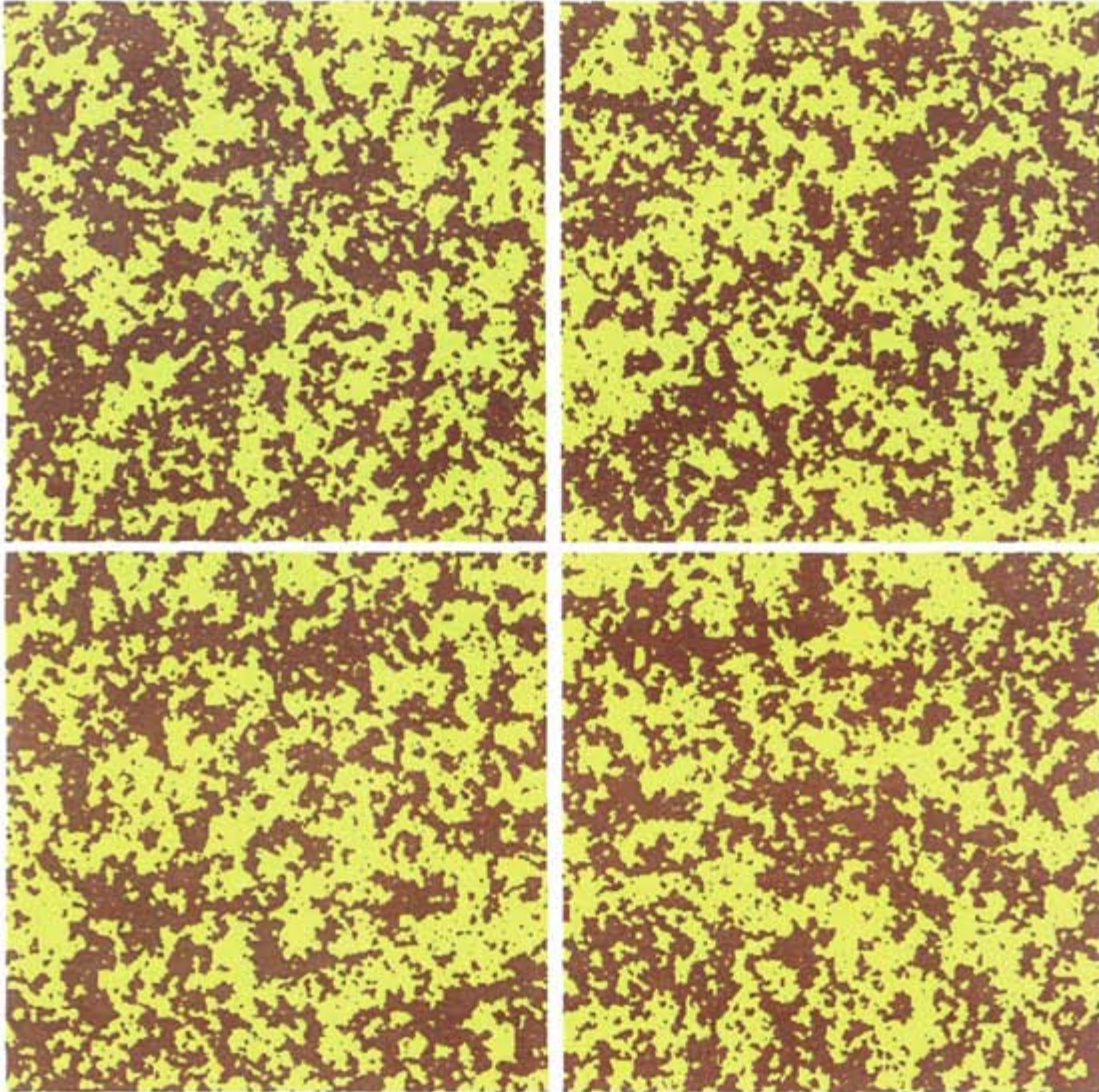
There are five simulation parameters that influence the characteristics of the patterns generated by SIMMAP. These are:

- Initial probability (p)
- Number (n) and abundance (%) of the classes
- Linear dimension of the pattern (L)
- Minimum mapped unit (m)
- Neighbourhood criteria (N)

The controls for all these parameters are included in the *Simulation parameters* panel located in the upper part of the *SIMMAP 2.0* window.

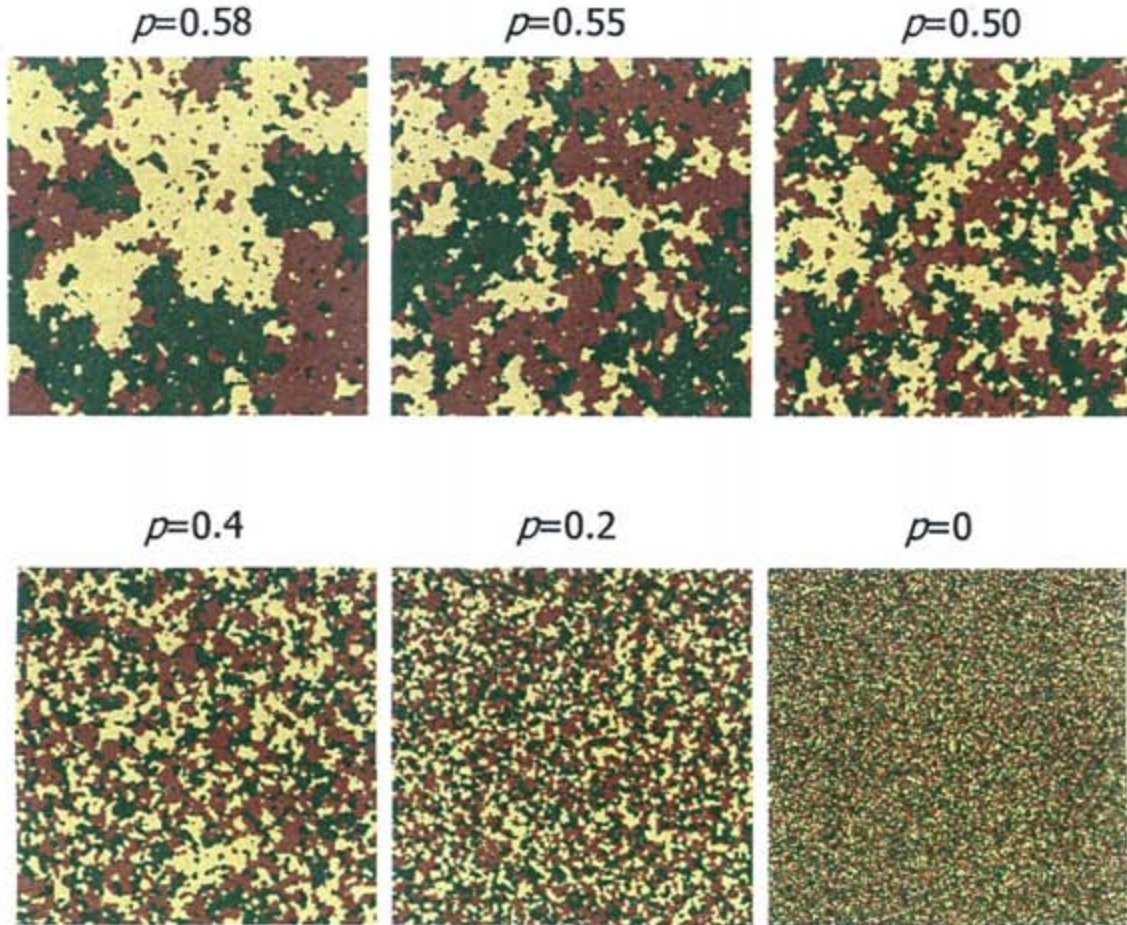
A very wide variety of spatial categorical patterns can be obtained by adequately varying these simulation parameters, as described below.

First of all, it is important to notice that SIMMAP is based on a stochastic simulation method. That is, any number of patterns can be obtained for the same values of the simulation parameters, which differ in the exact location of classes in the pattern (each generated image is really unique!), but are similar in their overall spatial structure and appearance. This is illustrated in the figure below.



3.1. Initial probability p

This is the main simulation parameter. p controls the degree of fragmentation of the obtained patterns. When p is small, patches are more numerous and smaller, and thus patterns are more fragmented. As p increases, the number of patches decreases and its mean and maximum size increase, resulting in more aggregated patterns.



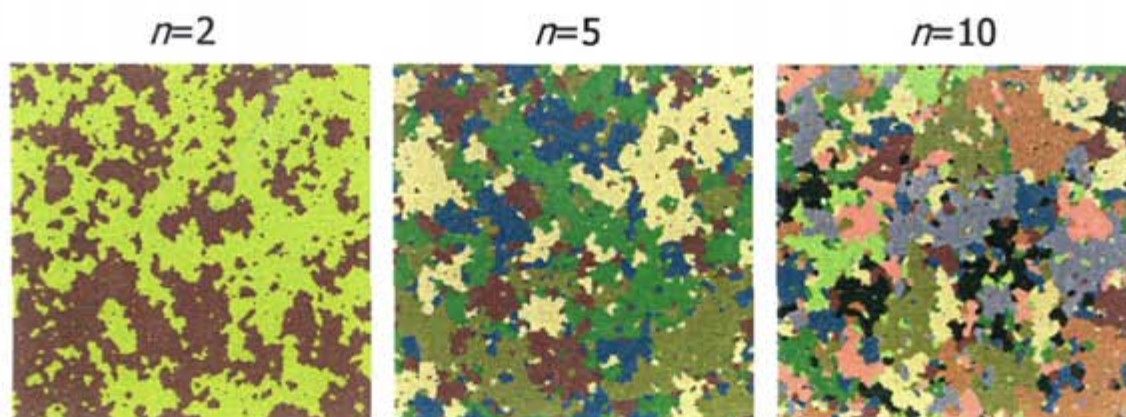
As shown in the figure above, the increase in pattern aggregation is not linear, but more rapid as p is nearer a certain value, the percolation threshold (p_c). $p_c \approx 0.5928$ for the default 4-neighbourhood criterion. Other values of p_c are obtained when different neighbourhood criteria are used; however, as will be described later, for most simulations it is not necessary to change the neighbourhood criterion (just use the default 4-neighbourhood).

In SIMMAP there is no need to use values of p bigger than p_c . All the variety of patterns can be obtained with $p < p_c$ by adequately fixing the simulation parameters values. In fact, when $p > p_c$, a single patch tends to fill the entire pattern, and then no control can be achieved about the spatial characteristics of the obtained patterns.

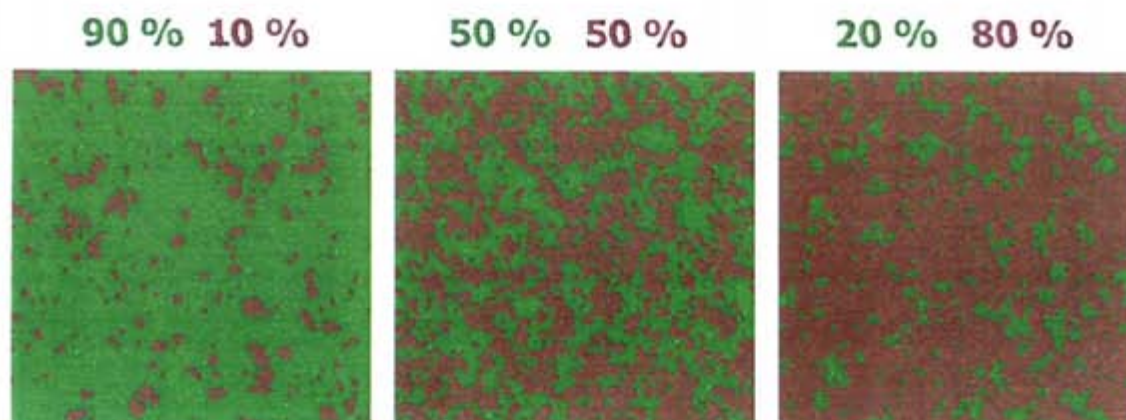
When $p=0$ a simple random map (percolation map) is obtained. These patterns are not realistic representations of real-world landscape patterns, since they are much more fragmented than real patterns (see figure above). In general, bigger values of p are those that will provide more realist pattern simulations. It is important to notice that in the MRC method the initial probability p is not related to the abundance of the classes, but to their fragmentation degree (this is opposite to what occurs in percolation maps).

3.2. Number (n), colours and abundance (%) of the classes

Patterns with any number of classes (n) can be generated, as shown in the figure below.



By pressing the button % in the *Simulation parameters* panel, you can modify the classes abundances (as well as the classes display colours).



To modify the percent of total area to be occupied by each of the classes, you have to introduce the adequate values for each of the classes in the *Class weights* edit box. You may enter any value bigger than 0. SIMMAP internally normalises the weight values (w_i) that are introduced by the user and converts them to abundance probabilities (a_i), so that their sum equals 1, as follows:

$$a_i = \frac{w_i}{\sum_{k=1}^{k=n} w_k}$$

where a_i and w_i are respectively the abundance probability and weight corresponding to class i , and n is the total number of classes in the pattern. For example, if you introduce the weights of 25 and 50 in a two-classes pattern, SIMMAP will assign 0.33 and 0.67 as the abundance probabilities for each of the classes.

SIMMAP assigns classes to the patches in the pattern in a probabilistic manner; that is, a_i is the probability that class i is assigned to a given patch in the pattern (whatever its size). In many cases, the obtained class abundance (percent of the pattern area occupied by each of the classes) will be very close to $100 \cdot a_i$ (the “requested” abundance). However, if high values of the initial probability p are used, big patches will be generated and it may be more problematic to obtain the desired classes abundances. In particular, if $p > p_c$ a patch will tend to fill the landscape occupying, for example, 80% of total area. In this case it will be impossible to obtain a 3-classes pattern with each of them occupying 33% of the area (the class to which the big patch is assigned will occupy at least 80%). Also, if p is near to p_c big patches will appear that may make difficult to obtain the desired abundances. Consider for illustrative purposes a hypothetical pattern with 10 patches, each of them occupying 10% of total area. Suppose that the user wants class 1 to occupy 20% of total area. Since classes are assigned randomly, 1 (10%) or 2 (20%) or 3 (30%) patches (etc.) may be assigned, with a certain probability, to class 1, and is not ensured that the desired 20% will be obtained in a particular MRC simulation. These effects are less pronounced the smaller the percent of total area occupied by the individual patches in the pattern (i.e. the lower p is and the bigger L is). So, if you need to obtain a more accurate class abundance increase L and/or decrease p .

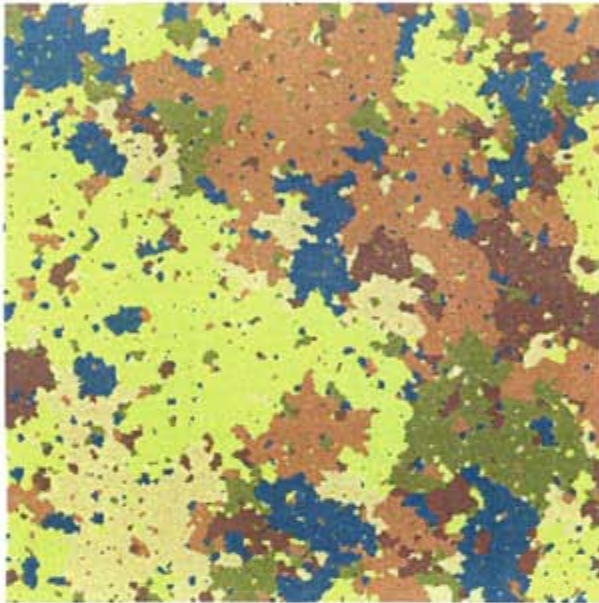
The real class abundance that is obtained in the generated MRC patterns is shown in the *Indices* window, in the index *PL* (percent of pattern area occupied by each of the classes).

On the right of the *Change abundances and colours* window, the colour corresponding to each of the classes is displayed. Just press the button *Change* below *Class colour*, and select the colour with which you want that class to be displayed, or specify it in detail by its RGB components (by pressing *Define custom colours*).

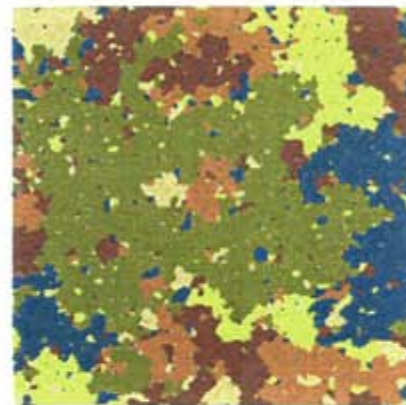
3.3. Map linear dimension (L)

Map linear dimension (L) is simply the length (in pixels) of the side of the square pattern to be obtained. Thus, the total number of pixels in the resultant patterns is $L \times L$.

$L=300$



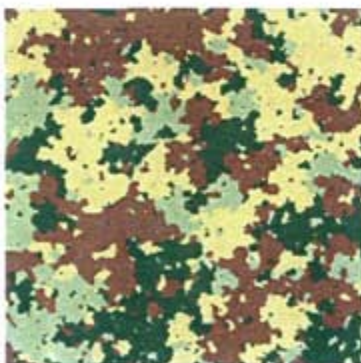
$L=200$



3.4. Minimum mapped unit (m)

m is the minimum mapped unit (size of the smallest patch) to appear in the MRC patterns. The default (and minimum value) is 1 (patches comprised by a single pixel will exist). Varying m you can simulate landscape patterns corresponding to different scales or different degrees of detail in the interpretation of remotely sensed images.

$m=1$

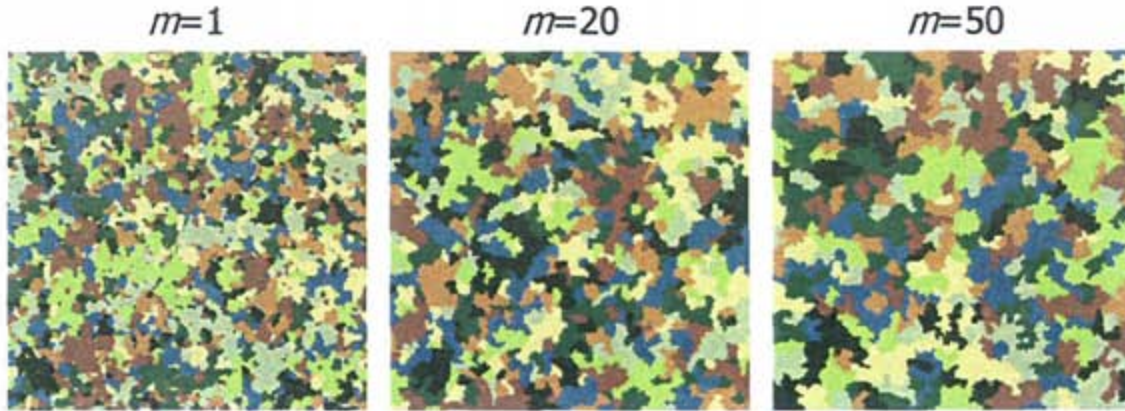


$m=20$



$m=50$



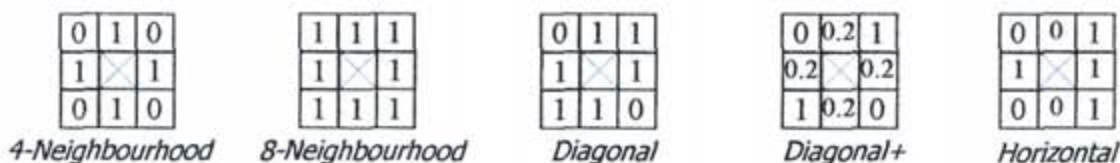


3.5 Neighbourhood criterion (N)

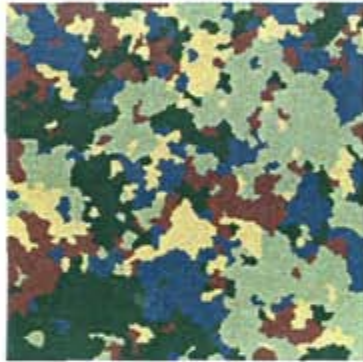
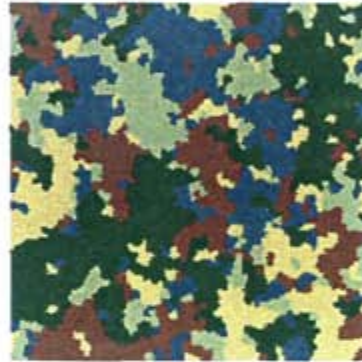
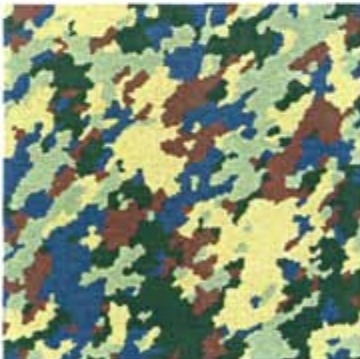
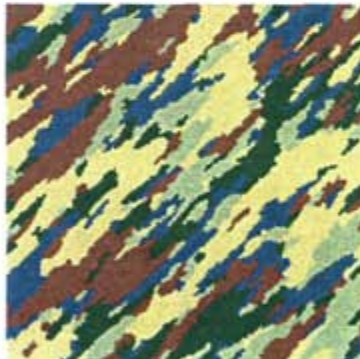
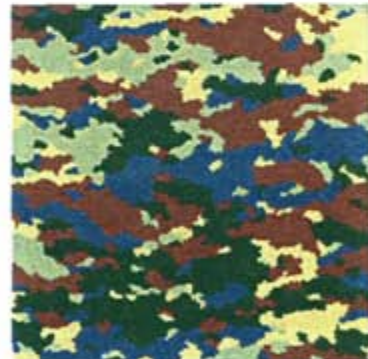
This parameter is the last one you may want to vary, once you previously understood and tested the influence of the previous ones. In general there is no need to vary this parameter. You only need to change the neighbourhood criterion if patterns with anisotropy (with patches oriented in a certain dominant direction) are to be obtained.

This parameter controls how patches (clusters, strictly speaking) are built from initially random binary patterns (see the paper by Saura and Martínez-Millán (2000) for further details). For each neighbourhood criterion a different value of the percolation threshold (p_c) is obtained ($p_c \approx 0.5928$ for the default 4-neighbourhood criterion).

A neighbourhood criterion is defined by entering, for each of the 8 neighbour cells, the probabilities of being considered as belonging to the same cluster that the central pixel (marked by an X in the figure below). For example, see below the definition of the 4-neighbourhood criteria (the default used by SIMMAP). Other symmetric neighbourhood criteria can be defined, as is the case of the 8-neighbourhood criteria (see below). For this criteria, the percolation threshold (p_c) is around 0.41. However, changing to the 8-neighbourhood criteria does not provide a significant increase in the variety of the obtained patterns (Saura 1998). However, there are neighbourhood criteria that do provide different patterns than those that can be obtained with the 4-neighbourhood rule; these are the asymmetrical neighbourhood criteria (both 4 and 8-neighbourhood are symmetrical rules). These asymmetric criteria generate patterns with anisotropy, that is, with patches oriented in a certain dominant direction (e.g. the horizontal and the two diagonal criteria shown below).



When the neighbourhood criteria is changed also the percolation threshold (p_c) changes, and thus also is different the value of p that generates a certain pattern fragmentation degree. In general, wider neighbourhood criteria produce more aggregated patterns for the same value of the initial probability p (e.g. the 8-neighbourhood is a wider criteria than the 4-neighbourhood); so, p_c is reduced and the range of p values interesting for the simulations is also shortened. The opposite occurs when more restrictive criteria are used (e.g. the “Diagonal+” criterion in the figure above is more restrictive than the “Diagonal” one). These effects are illustrated in the p values used in the simulated patterns in the figure below.

4-neighbourhood ($p=0.55$)8-neighbourhood ($p=0.37$)Diagonal ($p=0.45$)Diagonal+ ($p=0.7$)Horizontal ($p=0.47$)

To change the neighbourhood criterion, click the N button in the *SIMMAP 2.0* window. You can just choose one of the common ones that are already predefined in *SIMMAP* (the five criteria that are described and illustrated above) by selecting the option *Common criteria*. Or you can specify in detail the criterion by entering the neighbourhood probability values in each of the 8 adjacent cells (selecting the option *Other criteria*).

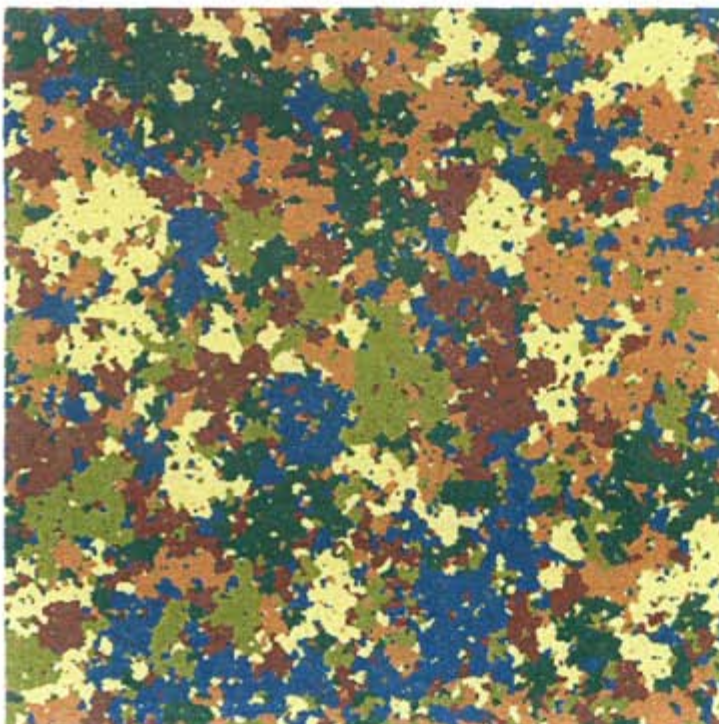
4. Display and save options

4.1. Displaying the MRC patterns

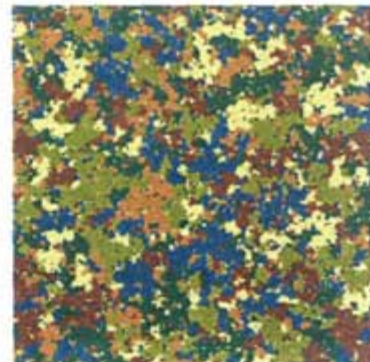
These options (located in the *Display options* panel of the *SIMMAP 2.0* window) control how the generated patterns are displayed in your computer screen. The colours of the classes to be used for the display are selected in the *Classes abundance and colours* window (after pressing the % button in the *Simulation parameters* panel), as described in section 3.2.

If you select the *Window to pattern* option, the MRC patterns will be displayed in a window with the same number of pixels than the MRC patterns. On the contrary, the *Pattern to window* option will fit the MRC simulated patterns in a window of specified linear dimension (which is entered in the edit box below the *Pattern to window* option). This allows enlarging or reducing the original MRC patterns when they are displayed. This may be also useful to display MRC patterns bigger than the screen size.

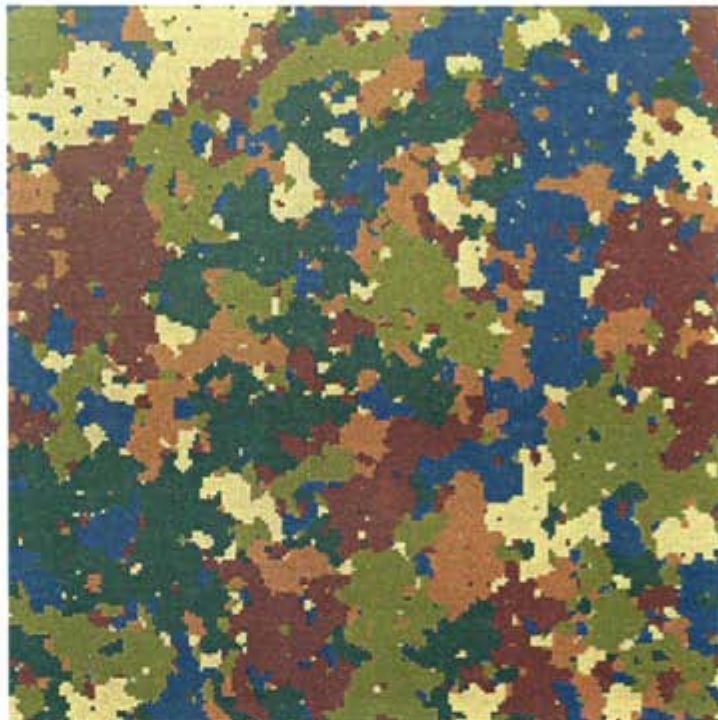
$L=400$ displayed in
400x400 pixels window
(1 to 1 display scale)



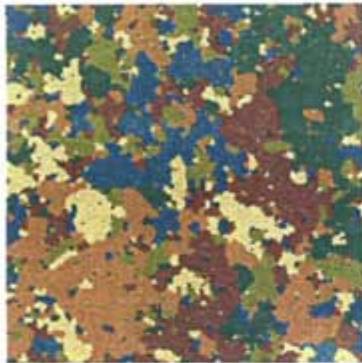
$L=400$ displayed
in 200x200
pixels window (reduced)



$L=200$ displayed in
400x400 pixels window (enlarged)



$L=200$ displayed in
200x200 pixels window
(1 to 1 display scale)



If the *Multiple windows* option is enabled, each new pattern that is generated is displayed in a new (different) display window. Thus, you get as many windows as simulations you make. If your computer RAM memory is running out (normally this should not be a problem), or if you do not feel comfortable with too many windows, disable this option; each new pattern will be then displayed in the same display window, and thus previous simulations will be lost.

4.2. Saving the MRC patterns

The MRC patterns generated by SIMMAP can be saved in image files ("bmp" format), which may be imported into other remote sensing, GIS or image processing programmes if necessary. Just press the button *Save* in the upper left part of the windows in which each of the generated patterns is displayed; a save dialogue will appear where you can specify the location and name of the file where the corresponding pattern will be saved.

The option selected to display the MRC patterns has an influence in the characteristics of the saved image file. When you save a pattern that has been generated with the *Window to pattern* option, the resultant image file will have the same resolution (number of pixels) than the original MRC pattern. This is highly recommended, as you are saving the real (original) spatial information provided by the MRC method (1:1 scale). On the contrary, if the *Pattern to*

window option is selected, what you are saving is not the real MRC data but an enlargement or reduction as modified by the computer to show the pattern in a display window of a given size. You should avoid this if further quantitative analysis (not just for display or graphical purposes) are to be done with the simulated MRC landscapes. If you want to save in “bmp” files MRC patterns bigger than your screen size (and still retain the original MRC spatial data), just generate the simulations with the *Window to pattern* option selected; you will not be able to see the entire obtained pattern in your screen, but the *Save* button will always be visible in the upper left corner of the pattern window; just press *Save* and you will store the entire generated pattern in the image file (even if you can not see it completely in your screen).

5. Spatial pattern indices

Several landscape pattern configuration indices are computed on the MRC patterns. This allows quantifying the spatial characteristics of the simulated landscapes, as well as their objective comparison with real-world pattern data.

It is not the purpose of the author to give a description of the background and behaviour of these pattern indices. This is out of the scope of this manual, and can be found in the landscape ecology and spatial pattern analysis literature, where these indices are frequently used. Only a brief description of the indices is provided, so that no ambiguity exists about how they are calculated and what are they really measuring. SIMMAP is itself a good tool to understand how these indices behave when varying pattern characteristics (just change simulation parameters and see how indices vary!).

Two important definitions affect how indices are calculated and thus the obtained values of the pattern indices:

- Definition of patch. A patch is defined in SIMMAP according to the 4-neighbourhood rule (this has no relation with the neighbourhood criterion simulation parameter; whatever the value of that simulation parameter patches are always defined in the same way to compute the indices values!). This 4-neighbourhood rule considers as belonging to the same patch those pixels that are adjacent horizontal or vertically, but not along the diagonals. Most authors use this definition of patch, although some others have used the 8-neighbourhood rule; indices values obtained with each of these two rules are not directly comparable. The definition of patch affects many of the indices that are described below (*NP*, *PD*, *MPS*, *SMPS*, *AWMPS*, *PSSD*, *LPI*, *NPI*, *PPI*, *IA*, *MSI*, *AWMSI*, *PAFD*, *PC*), although the calculation of some others does not require previous identification of patches on the pattern (*EL*, *ED*, *IEL*, *IED*).

- Definition of perimeter. SIMMAP defines perimeter as the length of the patch outer boundary. So, edges defined by small islands embedded inside the

patch are not included in the definition of perimeter. However, many programmes that are commonly used for the computation of landscape indices (e.g. FRAGSTATS) do not differentiate between the inner edges and the true perimeter, including both concepts in the computed “perimeter”. Both definitions of perimeter provide different values of the perimeter-dependent indices that are described below (in general, higher values of *MSI*, *AWMSI*, *PAFD* and *PC* are obtained if inner edges are included). Author thinks that a more adequate measurement of pattern shapes is obtained if inner edges are not included in patch perimeters. However, for comparability purposes, SIMMAP includes the possibility of obtaining the values of the indices corresponding to any of these two definitions. Just click in the *Include inner edges in perimeter* option in the *Indices* window to view the indices values according to the desired definition (if this option is activated, inner edges are also included in the patch perimeters).

All the indices are computed both at the class (only patches that belong to a certain class are considered in the calculation of the indices) and landscape-level (all patches in the pattern are considered, independently of which class they belong to). The indices values for each of the classes and for the entire simulated landscape are shown in the *Indices* window, which is located by default at the right of the SIMMAP main window. All these indices are calculated only if the option *Indices* (located under the *Simulate* button, in the lower right part of SIMMAP main window) is activated.

One index is presented only in the class-level; this is *PL* (percent of total pattern area occupied by a certain class).

5.1. Number of patches and size indices

NP : Number of Patches in the class or landscape.

PD : Patch Density (%). Is an normalised way to express *NP*, and is calculated as:

$$PD = 100 \cdot \frac{NP}{L^2}$$

where *NP* is the number of patches (in the class or landscape) and *L*² is the total number of pixels in the entire landscape. *L*² is also the maximum number of patches (defined with the 4-neighbourhood rule) that may appear in raster landscape data.

MPS : (Arithmetic) Mean Patch Size (expressed in pixels).

$$MPS = \frac{\sum_{i=1}^{i=NP} a_i}{NP}$$

where a_i is the size (area, in pixels) of each of the patches in the class or landscape.

SMPS : Squared Mean Patch Size (expressed in pixels). Is an alternative measure of central tendency that gives smaller weight to the smaller patches in the pattern.

$$SMPS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=NP} a_i^2}{NP}}$$

where a_i is the size (area, in pixels) of each of the patches in the class or landscape.

AWMPS : Area Weighted Mean Patch Size (expressed in pixels). Like MPS or SMPS, but giving even less weight to the small patches in the pattern when computing the mean size. It is calculated according to the following expression:

$$AWMPS = \frac{\sum_{i=1}^{i=NP} a_i^2}{L^2}$$

PSSD : Patch Size Standard Deviation.

$$PSSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=NP} (MPS - a_i)^2}{NP}}$$

The values of *PSSD*, *MPS* and *SMPS* are related by the following simple expression:

$$SMPS^2 = MPS^2 + PSSD^2$$

LPI : Largest Patch Index (%). Is the percent of the total class or landscape area occupied by the largest patch in the class or landscape.

NPI : Number of Patches with Islands. Islands are holes or inner patches embedded inside bigger ones. NPI is just the total number of patches in the class or landscape which have islands inside them.

PPI : Percent of Patches with Islands (%).

$$PPI = 100 \cdot \frac{NPI}{NP}$$

IA : Islands Area (%). Is the sum of the areas of the island patches (those that are embedded inside a bigger patch) expressed as a percentage of the total pattern area. In the class-level, **IA** sums the areas of the islands that are embedded in the patches of a given class (not the areas of islands belonging to that class embedded in other patches).

5.2. Edge indices

EL : Edge Length (expressed in pixel sides). An edge is defined as a shared side between two pixels that belong to different classes. Edges defined by map border are not included.

ED : Edge Density (%). Expressed as percentage of the maximum edge length that can appear in raster patterns of linear dimension L . It is simple to demonstrate that $2 \cdot L \cdot (L-1)$ is the maximum edge length that can appear in raster landscape data of linear dimension L .

$$ED = 100 \frac{EL}{2 \cdot L \cdot (L-1)}$$

IEL : Inner Edge Length (expressed in pixel sides). Inner edges are defined as those edges that are completely surrounded by pixels of the same class. Thus, it measures the presence of holes or islands in the patches in the pattern.

IED : Inner Edge Density (%). Like **ED**, it is expressed as a percentage with respect to the maximum edge length that can appear in grid based data

$(2 \cdot L \cdot (L-1))$. However, $EL \geq IEL$ and, in general, values for IED much nearer to 0 than to 100 are clearly to be expected.

$$IED = 100 \frac{IEL}{2 \cdot L \cdot (L-1)}$$

5.3. Shape indices

The following three indices (MSI, AWMSI and PAFD) intend to measure the complexity or irregularity of the shapes in the pattern, taking higher values the more convoluted shapes are.

MSI : Mean Shape Index. Its minimum value (for perfectly squared patches shapes) is 1.

$$MSI = \frac{\sum_{i=1}^{i=NP} \frac{p_i}{4\sqrt{a_i}}}{NP}$$

AWMSI : Area Weighted Mean Shape Index. It is similar to MSI (its minimum value is also 1) but uses patch area as a weighting factor because larger patches are assumed to have more effect on overall landscape structure.

$$AWMSI = \frac{\sum_{i=1}^{i=NP} \frac{p_i}{4\sqrt{a_i}} \cdot a_i}{\sum_{i=1}^{i=NP} a_i} = \frac{\sum_{i=1}^{i=NP} p_i \cdot \sqrt{a_i}}{4 \cdot \sum_{i=1}^{i=NP} a_i}$$

PAFD : Perimeter-Area Fractal Dimension. It derives from fractals theory. It can be demonstrated that the perimeters (p) and areas (a) of a set of self-similar shapes obey the following relation:

$$p = k \cdot a^{\frac{PAFD}{2}}$$

where k is a constant and $PAFD$ is the Perimeter-Area Fractal Dimension (theoretically ranging from 1 to 2) of the set of similar shapes. Assuming self-similarity in the patches shapes, and taking logarithms in both sides of this

equation, *PAFD* is estimated as twice the slope of the fitted line of perimeters (*p*) versus areas (*a*) of each of the patches of the class or landscape. However, the least-squares regression can be done in two ways:

$$\ln p = k' + \frac{PAFD}{2} \cdot \ln a \quad (1)$$

(perimeter as dependent variable. *PAFD* equals twice the slope of the regression line)

$$\ln a = k'' + \frac{2}{PAFD} \cdot \ln p \quad (2)$$

(area as dependent variable. *PAFD* equals twice the inverse of the slope of the regression line).

Both expressions yield (slightly) different values for *PAFD*, and there is not a special reason why one should be preferable to the other. You may find *PAFD* calculated in any of these two ways, depending on the author or the software used for its computation. If the option *Perimeter as dependent variable* in the *Indices* window is enabled, *PAFD* is computed according to expression 1; if it is disabled, then patch area is used as the dependent variable in the regression (expression 2).

The coefficient of determination of this regression (R^2) may be considered as an indicator of self-similarity in the analysed pattern. Values of R^2 bigger than 0.9 are very frequently obtained in landscape patterns. The value of R^2 is not affected by which of the two previous expressions is used in the regression.

As estimated by regression techniques, *PAFD* needs a sufficient number of patches in the pattern to be adequately estimated. When values outside the theoretical range of variation for *PAFD* (1 to 2) or R^2 (-1 to 1) are obtained, "NV" is displayed in the corresponding boxes in the *Indices* window.

5.4. Other indices

PC : Patch Cohesion. This index was developed by Nathan H. Schumaker, and according to the simulation model he developed, it correlates better with animal populations dispersal success than any other of the commonly used landscape pattern indices. It is calculated as:

$$PC = \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^{NP} p_i}{\sum_{i=1}^{NP} p_i \cdot \sqrt{a_i}} \right] \cdot \left[1 - \frac{1}{L} \right]^{-1}$$

where p_i and a_i are the perimeter and area of each of the patterns in the class or landscape, and L is pattern linear dimension (in pixels).

PC value is minimum ($PC=0$) when all patches of habitat are confined to single isolated pixels, and maximum ($PC=1$) when every pixel is included in a single patch that fills the landscape.

5.5. About the comparison of the indices values calculated with SIMMAP and FRAGSTATS

Some users may wish to make the indices values given by SIMMAP equal to those provided by a commonly used software like FRAGSTATS. If this is the case, select the option *Include inner edges in perimeter* and deselect the option *Perimeter as dependent variable*. Also, compute the indices in the raster version of FRAGSTATS with the 4-neighbourhood rule (i.e. do not use diagonals in patch finding). This way the same values of NP , LPI , MSI , $AWMSI$, $PAFD$ (the initials for this index are $DLFD$ in FRAGSTATS) and PL (the initials for this index are $\%LAND$ in FRAGSTATS) will be obtained with both programmes. Some other indices are also comparable in SIMMAP and FRAGSTATS, although they require some slight modifications according to the following expressions:

$$MPS^{SMP} = \frac{MPS^{FRG}}{A_{pix}}$$

$$PSSD^{SMP} = \frac{PSSD^{FRG}}{A_{pix}}$$

$$PD^{SMP} = PD^{FRG} \cdot A_{pix}$$

$$EL^{SMP} = \frac{EL^{FRG}}{\sqrt{10000 \cdot A_{pix}}}$$

$$ED^{SMP} = ED^{FRG} \cdot \frac{L \cdot A_{pix}}{50 \cdot (L - 1)}$$

where I^{SMP} and I^{FRG} are respectively the values of the index I calculated by SIMMAP and FRAGSTATS, and A_{pix} is the area (in hectares) of the pixel, which is used by FRAGSTATS to compute the values of those indices.

The rest of the indices that are calculated by SIMMAP are not computed by FRAGSTATS or vice versa.

6. Limitations and known errors

SIMMAP has been checked in detail in order to avoid errors. Thus, hopefully no important problems should appear. However, it is possible that users find some bugs that were not detected before. Help in reporting bugs is appreciated.

Some issues that may arise when using SIMMAP with non adequate display settings have been described in section 2 (*System and display requirements*).

You may suffer from lack of RAM memory if you are generating very large patterns with large patches and your computer RAM is only 16 MB. If this is the case, try not to use p values over the percolation threshold (usually 0.5928, for the default 4-neighbourhood criterion) if you are generating big MRC patterns (big L), specially considering that these values are not of particular interest in the MRC method. Also, if you generate too many patterns (i.e. open too many display windows simultaneously) you may have problems with your RAM memory, even if the patterns are not really big; however, this should not happen frequently, even in computers with only 16 MB RAM. If so, disable the option *Multiple windows* in the *SIMMAP 2.0* main window; this way only one display window will be presented in your screen, showing the last pattern you generated and making less use of your RAM memory (note that then previously generated patterns will be lost). You can notice that you are running out of RAM memory if your computer is making an intensive use of the hard disk when generating the MRC patterns (if enough RAM is available, SIMMAP does not need at all to use your hard disk; otherwise Windows will use the space in your hard disk to place the data that can not be located in your RAM memory. This will cause simulations to slow down).

Several simulation and display parameters have limitations in their maximum values in SIMMAP 2.0. The limitations are the following:

- Maximum pattern linear dimension (L): 2000 pixels.
- Maximum minimum mapped unit (m): 99 pixels.
- Maximum number of classes (n): 29.
- Maximum display window linear dimension: 2000 pixels.

In what refers to the minimum mapped unit, SIMMAP will be able to remove a maximum of 160.000 small patches (patches smaller than the specified minimum mapped unit). Only in some combinations of simulation parameters values (which are not very reasonable) this limitation may be exceeded. For example, if you simulate a pattern for $p=0$ and $L=1500$, and in addition you want to obtain $m=90$, there will be too many patches to remove from the original pattern (in fact probably all the patches will be of size smaller than m , and that's quite a lot!). If this happens, SIMMAP will show a message box saying *"Too many patches smaller than m pixels to remove! Requested pattern cannot be successfully simulated"*. In this case it is suggested to decrease m or L and/or increase p .

It is expected that these maximum values are more than enough for the majority of the applications. If not, a version of SIMMAP with a higher maximum value for some of these parameters may be provided, if possible, to those interested.

ANEXO B. ALGUNAS CONSIDERACIONES SOBRE LOS MÉTODOS DE ESCALAMIENTO DE LOS DATOS ESPACIALES CATEGÓRICOS

ANEXO B. ALGUNAS CONSIDERACIONES ACERCA DE LOS MÉTODOS DE ESCALAMIENTO DE LOS DATOS ESPACIALES CATEGÓRICOS

En este anexo se tratan algunos aspectos relacionados con los métodos de escalamiento que incrementan el tamaño del píxel (disminuyen la resolución espacial) de los datos espaciales categóricos, y que afectan o a la configuración o a la composición espacial de los mismos. Los aspectos considerados en este anexo están relacionados con los contenidos del capítulo 6 de esta tesis.

En primer lugar, se trata de mostrar cómo, según se afirmó en el capítulo 6, los filtros modales reproducen mejor que el remuestreo la configuración espacial de los datos espaciales proporcionados por sensores con un mayor tamaño del píxel. En efecto, si escalamos las imágenes categóricas Landsat-TM con un factor de escalamiento $F=6$ (lo que proporciona imágenes degradadas a la resolución IRS-WiFS), obtenemos que, sea cual sea el índice del paisaje analizado, los filtros modales replican mejor que el remuestreo la configuración espacial de los datos captados directamente por el sensor IRS-WiFS, como se muestra en la figura B.1. Los valores numéricos para cada una de las cuatro zonas analizadas están recogidos en las tablas 6.2 (valores de los índices resultantes de escalar mediante filtros modales los datos Landsat-TM a la resolución del sensor IRS-WiFS ($F=6$)), B.1 (valores de los índices resultantes de escalar mediante remuestreo los datos Landsat-TM a la resolución IRS-WiFS ($F=6$)) y 6.3 (valores de los índices de configuración del paisaje medidos directamente en los datos IRS-WiFS).

En concreto, la superioridad de los filtros modales a este respecto es especialmente evidente en los siguientes índices: número de teselas, tamaño medio de tesela, longitud de bordes, índice de forma medio y dimensión fractal (figura B.1). Como ya se comentó en el capítulo 6, el remuestreo produce patrones espaciales claramente más fragmentados que los filtros modales, y también mucho más fragmentados que los patrones derivados directamente de la imagen IRS-WiFS; esto queda patente en la figura B.1 y en la comparación de los datos de las tablas 6.1, 6.3 y B.1. Obsérvese que a esta misma conclusión se llega cualquiera que sea el índice de fragmentación considerado. Esto se debe a la tendencia del remuestreo a producir un mayor número de teselas (muchas de ellas constituidas por un solo píxel), como se ilustró en la figura 6.2. Precisamente por este motivo, las deficiencias del remuestreo en cuanto a la configuración espacial de los datos obtenidos son menos patentes en aquellos índices que se ven poco influidos por la cantidad de teselas pequeñas existentes en los patrones espaciales, como son el tamaño máximo de tesela, el índice de división y el índice de forma ponderado (figura B.1).

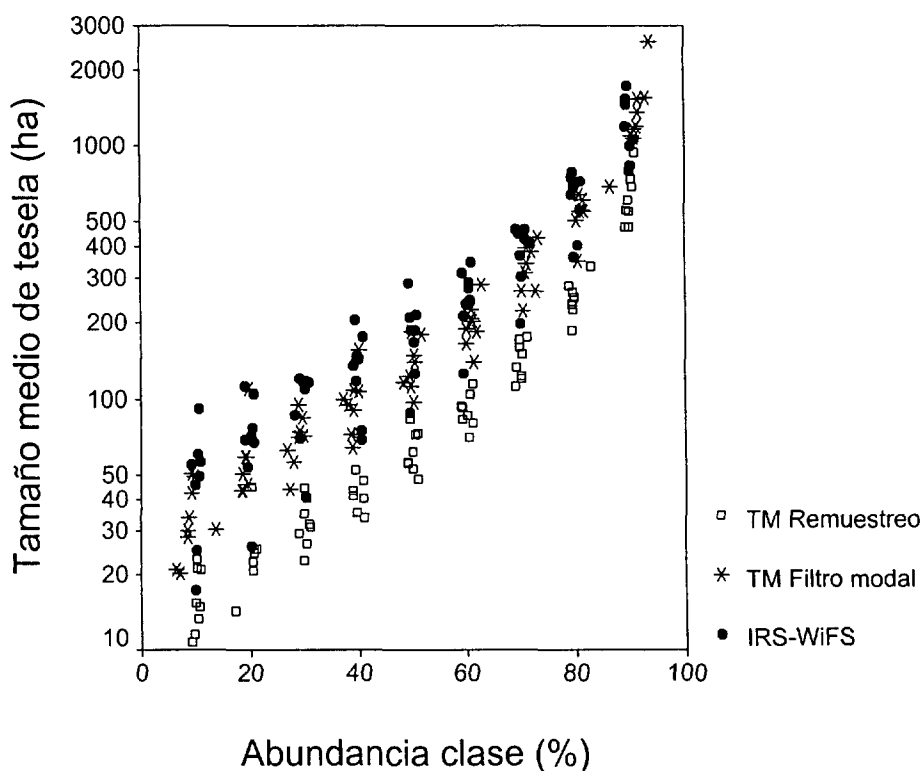
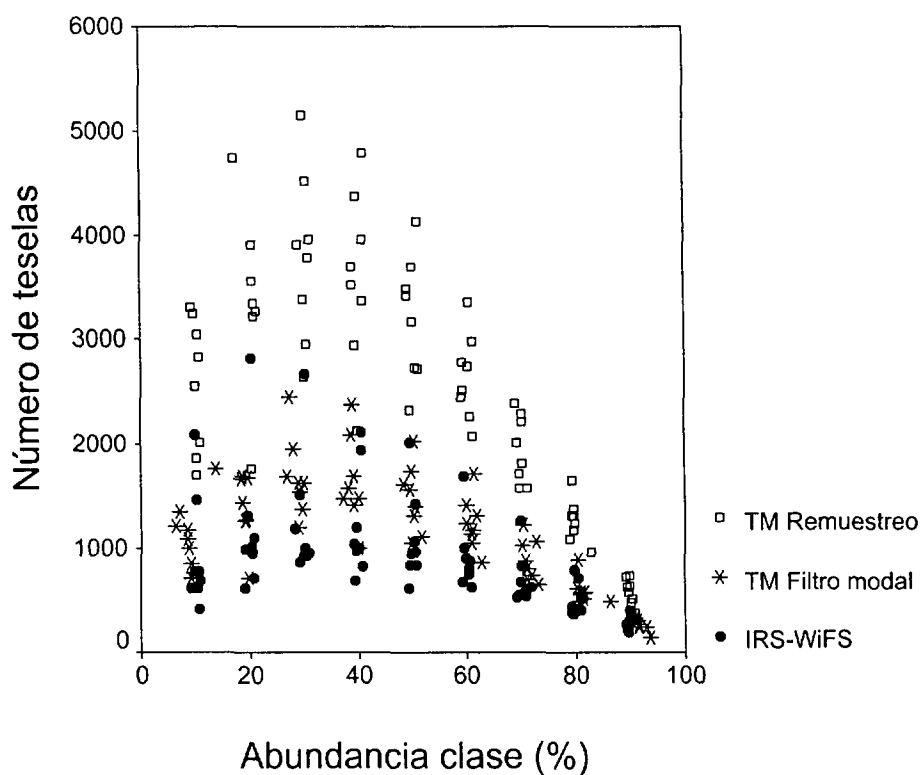


Figura B.1 (1/5).- Comparación de los valores de los índices medidos directamente en los datos proporcionados por el sensor IRS-WiFS con los valores medidos en los datos Landsat-TM degradados a la resolución WiFS ($F=6$) mediante filtros modales y remuestreo. Se incluyen los datos correspondientes a las cuatro zonas analizadas.

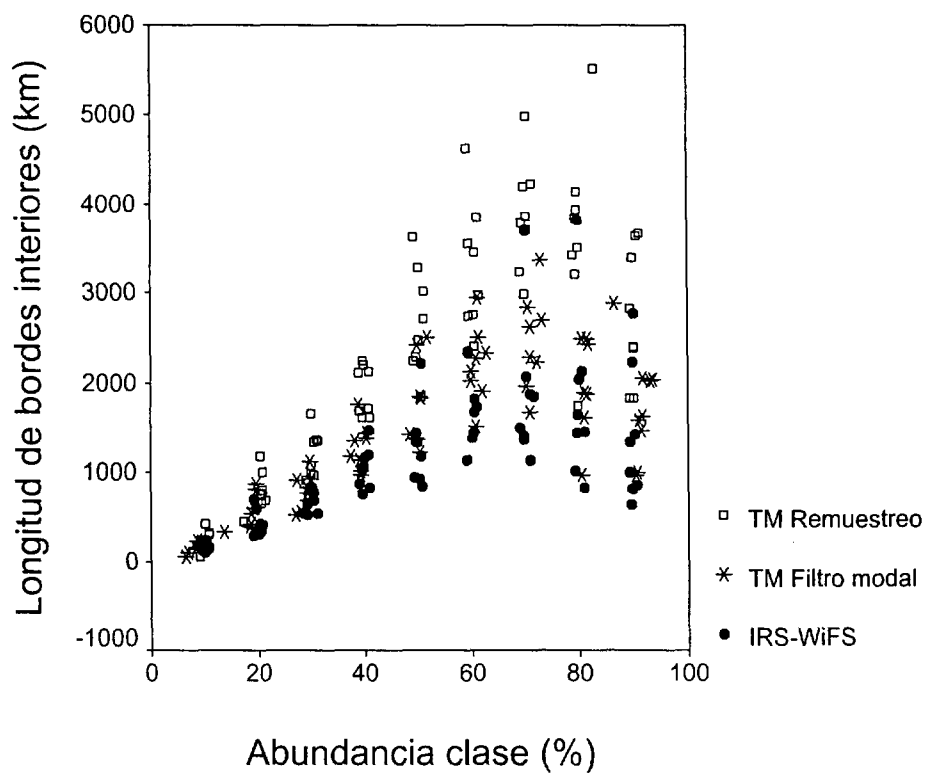
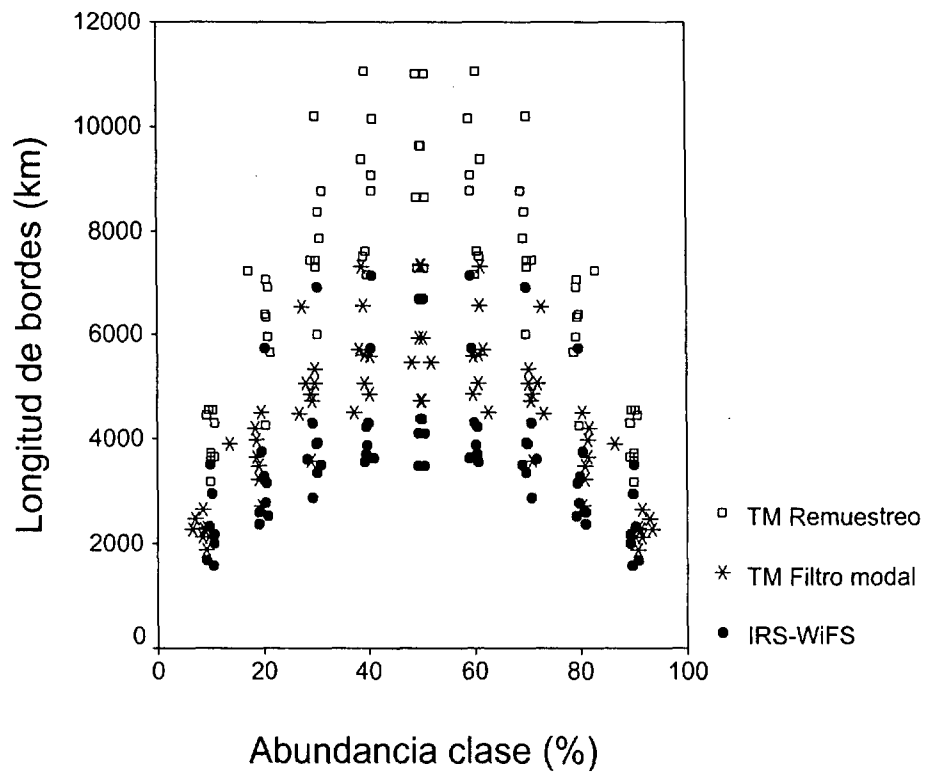


Figura B.1 (2/5).- Comparación de los valores de los índices medidos directamente en los datos proporcionados por el sensor IRS-WiFS con los valores medidos en los datos Landsat-TM degradados a la resolución WiFS (F=6) mediante filtros modales y remuestreo. Se incluyen los datos correspondientes a las cuatro zonas analizadas.

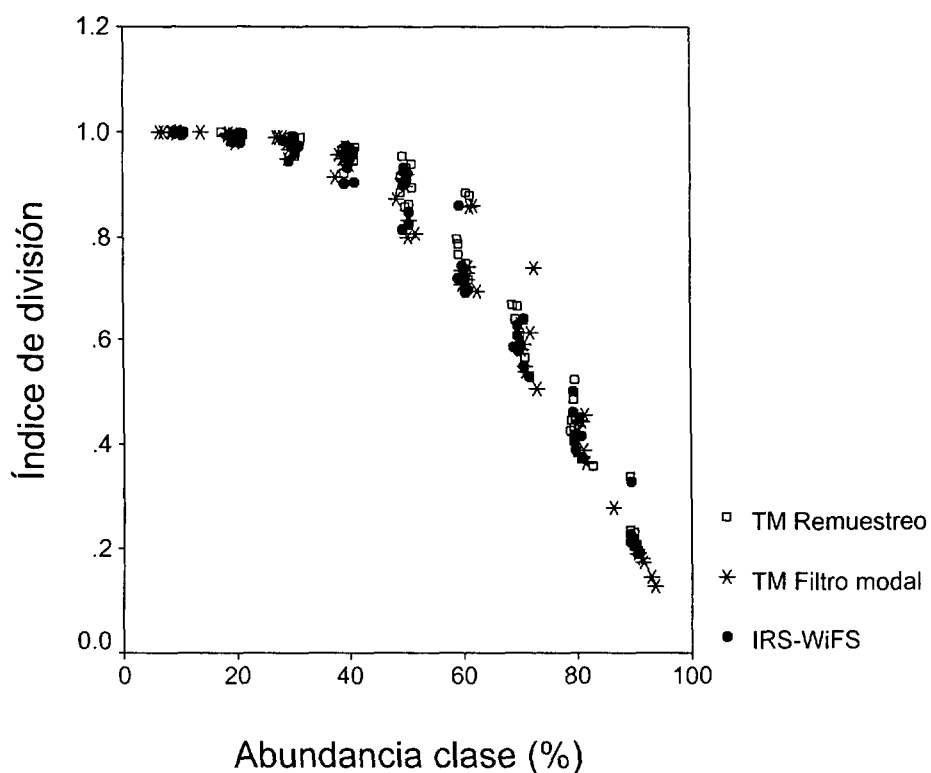
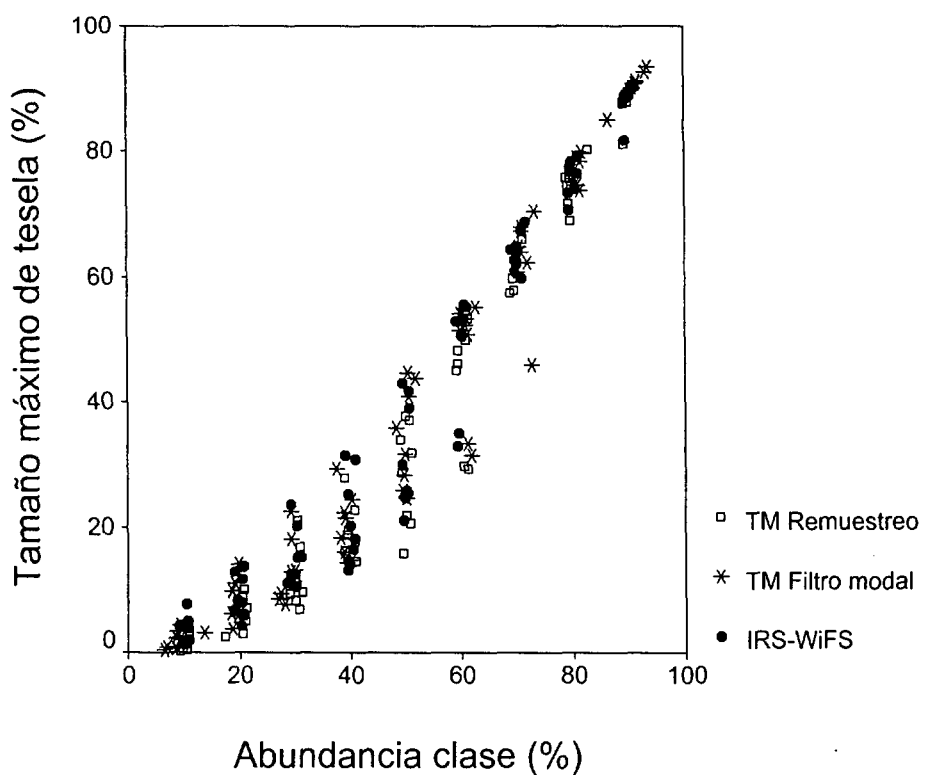


Figura B.1 (3/5).- Comparación de los valores de los índices medidos directamente en los datos proporcionados por el sensor IRS-WiFS con los valores medidos en los datos Landsat-TM degradados a la resolución WiFS ($F=6$) mediante filtros modales y remuestreo. Se incluyen los datos correspondientes a las cuatro zonas analizadas.

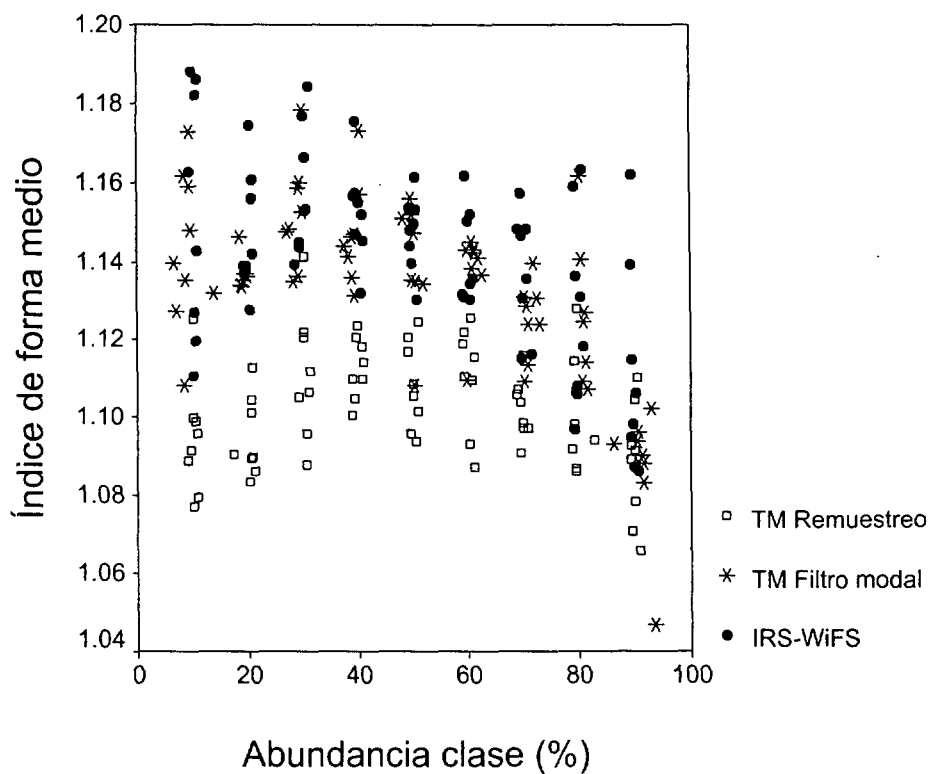
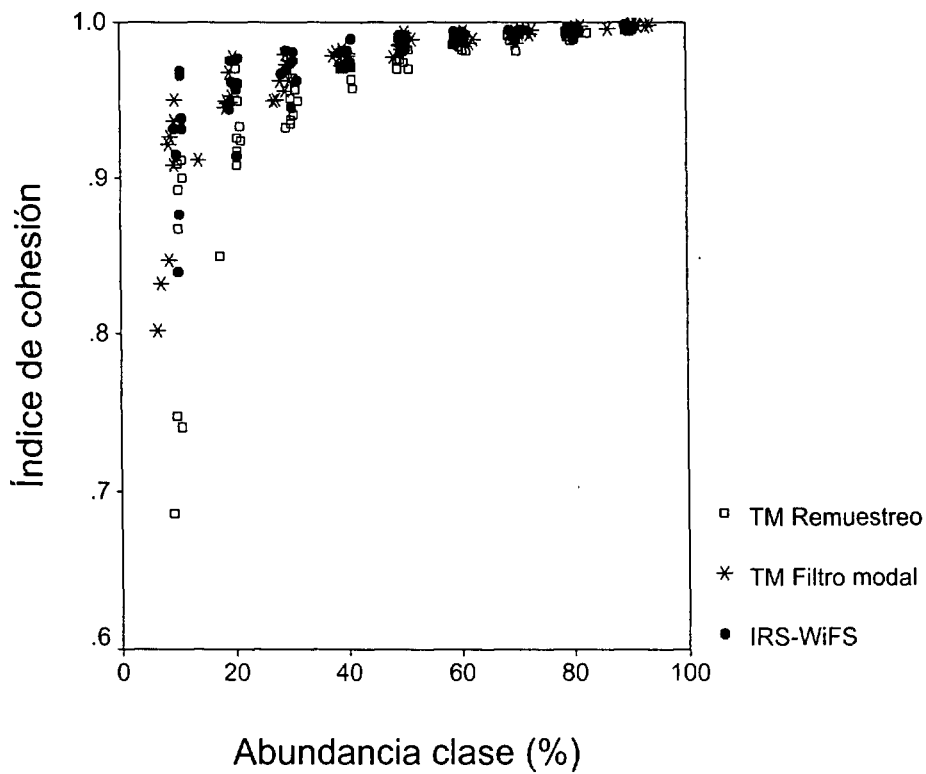


Figura B.1 (4/5).- Comparación de los valores de los índices medidos directamente en los datos proporcionados por el sensor IRS-WiFS con los valores medidos en los datos Landsat-TM degradados a la resolución WiFS ($F=6$) mediante filtros modales y remuestreo. Se incluyen los datos correspondientes a las cuatro zonas analizadas.

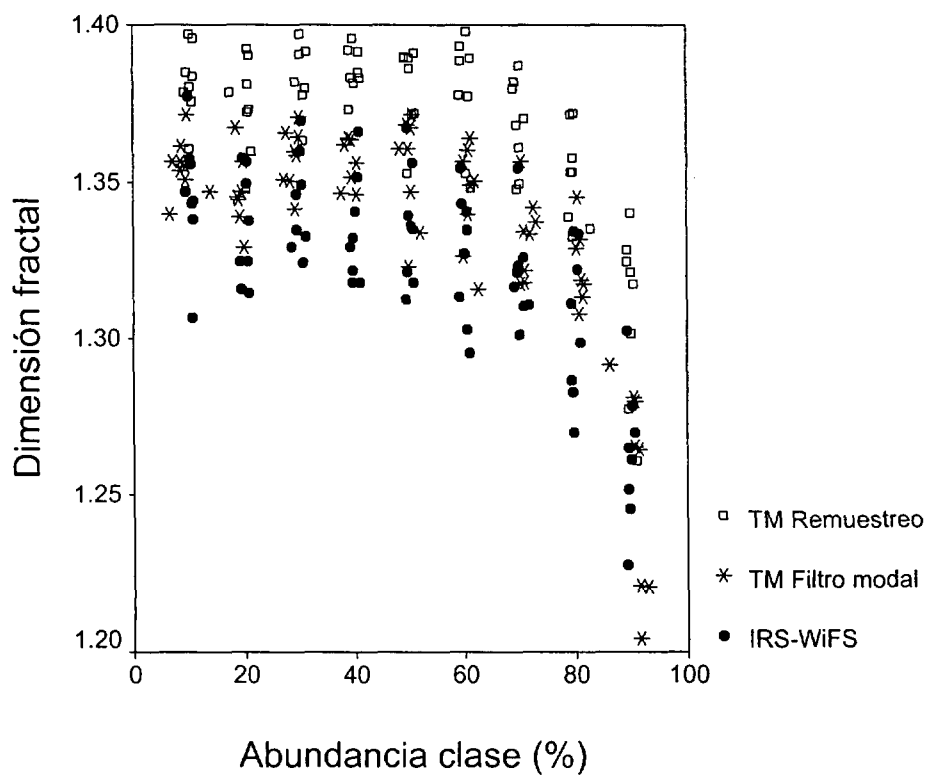
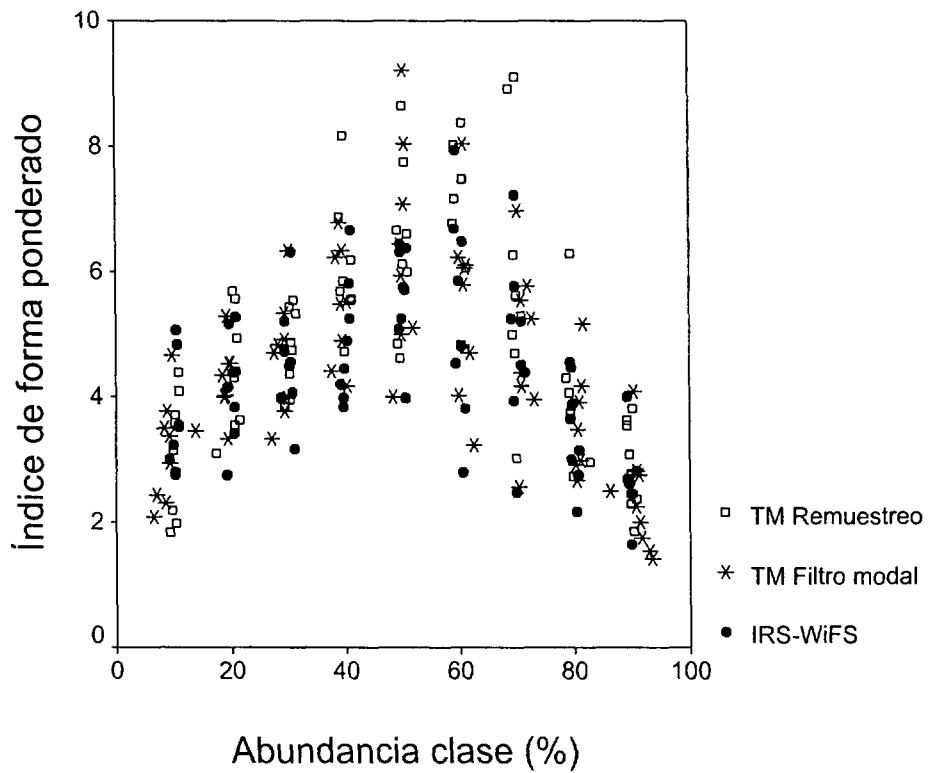


Figura B.1 (5/5).- Comparación de los valores de los índices medidos directamente en los datos proporcionados por el sensor IRS-WiFS con los valores medidos en los datos Landsat-TM degradados a la resolución WiFS ($F=6$) mediante filtros modales y remuestreo. Se incluyen los datos correspondientes a las cuatro zonas analizadas.

	F	Zona 1			Zona 2			Zona 3			Zona 4		
		Abundancia clase(%) para F=1			Abundancia clase(%) para F=1			Abundancia clase(%) para F=1			Abundancia clase(%) para F=1		
		20	50	80	20	50	80	20	50	80	20	50	80
NT	1	37084	25664	17299	20786	42683	17334	40395	46840	22145	66513	42288	18272
	3	9213	6529	4114	5163	10694	4169	9934	11431	4826	14567	10301	4133
	6	3346	2333	1172	1771	3417	1314	3274	3691	1381	4736	3476	1314
	10	1426	981	502	759	1449	500	1393	1485	514	1973	1427	462
TMT (ha)	1	2.02	6.94	16.53	3.50	4.14	16.46	1.90	3.85	12.92	.94	4.19	15.66
	3	8.10	27.27	69.38	14.01	16.47	68.26	7.70	15.73	59.17	4.27	17.19	69.08
	6	22.35	76.20	243.75	41.05	51.58	216.72	23.25	48.71	206.78	13.11	50.73	217.60
	10	52.89	181.96	571.07	95.93	122.51	570.55	54.50	121.27	556.58	31.38	123.59	619.71
EL (km)	1	20657	18386	17928	11331	25803	17682	17140	29399	22182	24644	32008	18182
	3	10861	10889	10005	6465	13780	9497	9064	15461	11618	11990	17375	10040
	6	6611	6970	6069	4066	8276	5702	5422	9215	6768	6931	10529	6106
	10	4357	4779	4074	2772	5545	3757	3569	6041	4385	4518	6988	4029
IEL (km)	1	4229	6117	11045	2679	8405	10638	2579	9615	13915	3131	12402	10570
	3	2043	3569	6067	1716	3728	5070	1131	4481	6699	1046	5648	5570
	6	964	2190	3768	1121	2151	3072	651	2376	3967	422	3475	3367
	10	481	1319	2591	664	1312	1886	380	1318	2480	196	2120	2244
TMX	1	3.80	15.47	75.14	9.80	37.28	71.69	6.45	23.31	76.31	1.62	29.03	73.76
	3	5.20	15.58	74.96	11.70	33.55	71.51	6.48	22.25	75.89	2.70	26.38	71.09
	6	5.11	15.93	75.51	13.47	34.08	71.69	7.12	22.00	76.19	2.60	28.84	68.95
	10	4.16	41.19	75.99	14.70	34.25	71.90	7.39	22.69	76.41	2.43	32.42	76.45
ID	1	.9978	.9563	.4353	.9899	.8608	.4854	.9952	.9271	.4177	.9994	.9133	.4553
	3	.9963	.9574	.4381	.9861	.8870	.4881	.9951	.9334	.4240	.9991	.9287	.4933
	6	.9962	.9541	.4298	.9817	.8836	.4856	.9941	.9329	.4195	.9991	.9145	.5228
	10	.9966	.8302	.4226	.9783	.8823	.4825	.9935	.9343	.4161	.9991	.8944	.4156
IC	1	.9793	.9933	.9976	.9904	.9948	.9968	.9769	.9943	.9984	.9608	.9943	.9986
	3	.9560	.9834	.9945	.9738	.9803	.9949	.9468	.9832	.9968	.9008	.9847	.9963
	6	.9335	.9762	.9929	.9702	.9700	.9912	.9237	.9743	.9954	.8498	.9756	.9928
	10	.9063	.9863	.9903	.9643	.9586	.9902	.9026	.9631	.9945	.7998	.9722	.9944
IFM	1	1.1623	1.1428	1.1358	1.1300	1.1475	1.1342	1.1362	1.1439	1.1257	1.1304	1.1498	1.1275
	3	1.1305	1.1162	1.1103	1.1011	1.1159	1.1070	1.0955	1.1108	1.1021	1.1000	1.1316	1.0973
	6	1.1130	1.0957	1.1064	1.0835	1.1169	1.0981	1.0859	1.1056	1.0861	1.0903	1.1204	1.0868
	10	1.1069	1.0948	1.0859	1.0859	1.1231	1.1070	1.0753	1.1126	1.0858	1.0862	1.1259	1.0856
IFP	1	7.7786	7.2730	6.2793	8.9064	13.0766	5.1858	6.0786	13.2818	10.4803	6.5504	13.4204	10.9633
	3	5.8780	5.1789	4.6670	5.3879	6.1336	5.4958	4.3191	7.6058	8.6963	3.9496	8.9578	7.0703
	6	4.9370	4.6047	3.8705	5.6753	4.8349	3.7664	3.6311	6.1142	6.2875	3.1003	6.6629	4.4763
	10	3.9683	8.0229	2.9830	5.4745	3.9796	3.6551	3.1730	4.8619	5.2738	2.5795	6.4546	4.8327
DF	1	1.3382	1.3173	1.3356	1.3210	1.3485	1.3309	1.3369	1.3464	1.3326	1.3537	1.3411	1.3206
	3	1.3717	1.3448	1.3624	1.3476	1.3808	1.3638	1.3599	1.3776	1.3721	1.3680	1.3808	1.3458
	6	1.3902	1.3527	1.3577	1.3478	1.3895	1.3532	1.3597	1.3863	1.3533	1.3785	1.3898	1.3328
	10	1.4007	1.3633	1.3275	1.3733	1.3857	1.3403	1.3608	1.3936	1.3402	1.3875	1.3965	1.3376

Tabla B.1. Valores de los índices de configuración espacial correspondientes a la aplicación de un remuestreo con factores de escalamiento (F) de 1, 3, 6 y 10 píxeles en las imágenes categóricas derivadas de Landsat-TM, para tres casos representativos de la abundancia de la clase (A_c). Se incluyen los valores de las cuatro zonas analizadas.

Sin embargo, aun siendo patente la superioridad de los filtros modales sobre los remuestreos en lo que a la configuración espacial se refiere, ello no significa que los filtros modales reproduzcan con total exactitud los valores de los índices correspondientes a sensores de menor resolución espacial (en este caso, IRS-WiFS). De hecho existen diferencias entre los valores de los índices medidos directamente en los datos IRS-WiFS (tabla 6.3) y en los obtenidos como resultado de escalar mediante filtros modales los datos Landsat-TM a la resolución del sensor IRS-WiFS (tabla 6.2, $F=6$). Estas diferencias se ilustran en la figura B.1, siendo especialmente notorias las que se presentan en índices tales como el número de teselas (NT) y la longitud de bordes (LB), tan extendidos y habituales en el ámbito de los métodos cuantitativos en ecología del paisaje.

Considerando los valores de estos dos índices (NT y EL), y también los de los del resto de índices de fragmentación, se llega a la conclusión de que los datos Landsat-TM degradados mediante filtros modales presentan un mayor grado de fragmentación que los datos captados directamente por el sensor IRS-WiFS (figura B.1, comparar tablas 6.2 y 6.3). Esto indica que la aplicación de los filtros modales no permite capturar todo el grado de autocorrelación y estructura espacial presente en los datos IRS-WiFS.

Puede haber diversas causas para ello. Ilustremos estas causas con el caso de la aplicación de los filtros modales a las imágenes Landsat-TM (30 metros de resolución espacial) para degradarlas para obtener un tamaño del píxel equivalente al de IRS-WiFS (188 metros de resolución espacial). Lo que hacemos para ello es contar las frecuencias de cada clase en ventanas móviles sin solapamiento de 6×6 píxeles ($F=6$) en las imágenes Landsat-TM, asignando la clase más frecuente en esa ventana a los datos degradados a 180 metros de resolución espacial. En ese proceso, se asigna el mismo peso a todos los píxeles en el conteo de frecuencias de las clases en la ventana, independientemente de si los píxeles están situados en la parte central o exterior de la misma. Tampoco se tienen en consideración las clases presentes en los píxeles contiguos más próximos situados en el exterior de la ventana. Sin embargo, el fenómeno de adquisición de la radiación por parte de los sensores espaciales no es tan simple, ya que éstos no captan la radiación del territorio en una zona perfectamente cuadrada, sino de un campo instantáneo de visión (IFOV, "instantaneous field of view"), que presenta dos características que son relevantes en este contexto (Cracknell 1998):

- en primer lugar, la contribución de los objetos a la radiación total captada por el sensor depende de la situación de los mismos en el campo instantáneo de visión. La zona central del IFOV contribuye en mayor medida (tiene un mayor peso) a la radiación global asignada a un píxel de la imagen de satélite, mientras que los objetos situados en la parte más periférica del IFOV lo determinan en menor grado.

- en segundo lugar, la señal asignada a un determinado píxel de la imagen no depende sólo de los objetos estrictamente situados en el interior del mismo, sino que también se reciben aportaciones de objetos situados en las zonas de los píxeles contiguos más cercanas al píxel considerado. Esto quiere decir que los niveles digitales de las imágenes de satélite no son completamente independientes, existiendo un cierto grado añadido de autocorrelación espacial en el proceso de captación de la radiación (Breaker 1990, Cracknell 1998).

Considerando esta segunda característica, parece explicarse, al menos en parte, el porqué los patrones IRS-WiFS resultan menos fragmentados que los obtenidos por aplicación de filtros modales a Landsat-TM, ya que en el proceso de captación de la radiación por el sensor se introduce una cierta cantidad de autocorrelación espacial entre píxeles vecinos que no se considera con la simple aplicación de los filtros modales.

Se podrían adaptar los filtros modales para tener en cuenta de alguna manera los dos efectos descritos; sin embargo, esto requiere conocer la distribución de las contribuciones de radiación dentro del IFOV de cada sensor, y esta información no está disponible para la mayoría de los sensores, habiéndose descrito sólo para algunos como el NOAA-AVHRR (Cracknell 1998). Por ello es difícil, ante la escasez de datos específicos para cada sensor a este respecto, traducir en términos prácticos estas consideraciones. No obstante, esta puede ser una interesante línea futura de investigación que podría contribuir a predecir con mayor exactitud los valores de los índices de configuración espacial correspondientes a sensores con resoluciones espaciales más groseras.

En cualquier caso, queda de manifiesto que la conclusión obtenida por Benson y MacKenzie (1995), en el sentido de considerar que los filtros modales replican convenientemente los índices medidos en los datos captados directamente por los sensores espaciales, debe considerarse con cierta cautela. Aunque esta conclusión se pueda cumplir en determinados casos y con ciertos índices del paisaje, no se puede considerar válida de manera general; de hecho, a la luz de los resultados obtenidos en esta tesis, cabe afirmar que se pueden presentar diferencias importantes entre ambos conjuntos de datos (figura B.1, comparación de tablas 6.2 y 6.3).

Dejando un lado que los filtros modales o el remuestreo repliquen con mayor o menor exactitud los datos captados por distintos sensores, los dos métodos se aplican con frecuencia para reducir el volumen de información de los datos espaciales, haciéndolos más manejables o más sencillos de interpretar para posibles usuarios (Justice *et al.* 1989), así como para igualar el tamaño del píxel de distintos datos espaciales. Por ello, el conocer la influencia de estos métodos de escalamiento en la configuración espacial de los patrones obtenidos (tablas 6.2 y B.1) tiene interés por si

mismo, al ser habitual el manejo de datos espaciales tratados previamente con alguno de estos métodos, que están incorporados en la mayoría de los programas informáticos del ámbito del tratamiento digital de imágenes de satélite y los sistemas de información geográfica.

En el apartado 6.3.1 se describieron los efectos del incremento del tamaño del píxel en la composición espacial cuando se aplican filtros modales, que son también los que se presentan al comparar la composición de datos coetáneos captados por sensores de distinta resolución espacial (e.g. Benson y MacKenzie 1995). Sin embargo, tiene su interés conocer (también en parte por los motivos expuestos en el párrafo anterior) cómo influye la aplicación del remuestreo a la composición de los datos espaciales degradados. Como se muestra en la figura B.2, el remuestreo tiende a conservar invariable la abundancia de cada una de las clases de los patrones categóricos al incrementar el tamaño de píxel de los mismos, a diferencia de lo que ocurre con los filtros modales. En concreto, en las simulaciones CAM se pone de manifiesto que esta propiedad del remuestreo es válida independientemente del grado de fragmentación de los patrones (figura B.2). Esta propiedad tiene su interés, ya que con el remuestreo se puede conseguir la reducción de volúmenes de datos espaciales (aumentando el tamaño de píxel de los mismos (hasta un cierto punto)) sin introducir variaciones importantes en la superficie relativa ocupada por cada uno de los tipos de la imagen. No obstante, hay que tener en cuenta que el remuestreo no proporciona resultados de calidad en lo que a la precisión local de los datos espaciales se refiere, ya que puede asignar una clase totalmente minoritaria (en cuanto a su extensión o frecuencia en la ventana definida sobre los datos originales con mayor resolución espacial) al píxel degradado (figura 6.1).

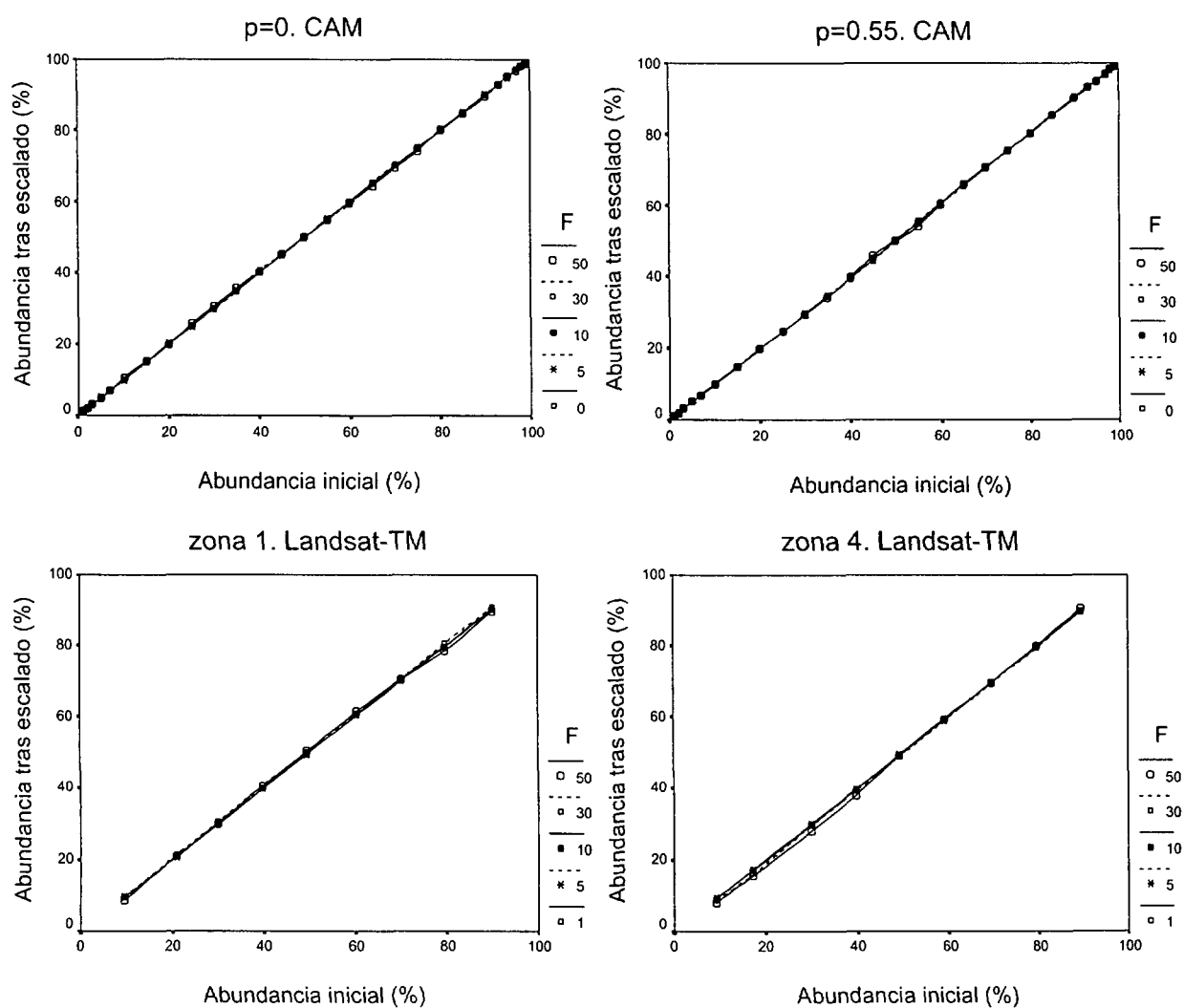


Figura B.2. Efecto de la variación del tamaño del píxel mediante remuestreo en la composición espacial de las simulaciones CAM (arriba) e imágenes Landsat-TM (abajo).